

# 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

安学利, 赵明浩, 蒋东翔, 李少华

(电力系统及发电设备控制与仿真国家重点实验室(清华大学热能工程系), 北京市 海淀区 100084)

## Direct-Drive Wind Turbine Fault Diagnosis Based on Support Vector Machine and Multi-Source Information

AN Xueli, ZHAO Minghao, JIANG Dongxiang, LI Shaohua

(State Key Lab of Control and Simulation of Power System and Generation Equipments (Dept. of Thermal Engineering, Tsinghua University), Haidian District, Beijing 100084, China)

**ABSTRACT:** A support vector machine (SVM)-based diagnosis method of direct-drive wind turbine generation set is proposed. In this diagnosis method the multi-source information such as wind speed, rotational speed of wind turbine, time-domain and frequency-domain feature parameters of vibration signal in horizontal and vertical direction are synthetically considered. Experimental analysis of direct-drive wind power generation set under five conditions, i.e., normal condition, wind wheel mass imbalance, wind wheel aerodynamic imbalance, yaw and blade break, is carried out to research the features of the wind turbine under different states. Based on the results of experimental analysis, the time-domain and frequency domain parameters of vibration of main shaft of wind turbine generation set in horizontal and vertical direction as well as wind speed and rotational speed are selected as feature parameters to describe operation state of the wind turbine for the fault identification. Taking the feature parameters of wind turbine under the five conditions as learning samples, the SVM is trained and the mapping relations between different feature parameters and fault types are built for the fault diagnosis. According to experimental data of different faults of wind turbine generation set, the application testing of fault model considering multi-source information is performed, and the testing results show that the proposed method is simple and effective; the proposed method possesses satisfied fault identifying ability and good robustness, so it is suitable for fault diagnosis of direct-drive wind turbine, meanwhile it can meet the requirement of online fault diagnosis.

**KEY WORDS:** direct-drive wind turbine; fault experiment; multi-source information; support vector machine (SVM); fault diagnosis

**摘要:** 提出了一种综合考虑风速、转速以及主轴水平方向和垂直方向振动的时域特征参数、频域特征参数等多源信息的基于支持向量机(support vector machine, SVM)的直驱风力发电机组故障诊断方法。对直驱风电机组正常状态、风轮质量不平衡、风轮气动不平衡、偏航和断叶片等5种状态进行实验分析,研究不同状态下的机组特征。根据实验分析结论,将风电机组主轴水平方向、垂直方向振动的时域参数、频域参数以及风速、转速选为描述机组运行状态的特征参数,对机组进行故障识别。将风电机组5种状态下的特征参数作为学习样本,在SVM中训练,建立不同特征的参数向量和故障类型的映射关系,从而达到故障诊断的目的。根据风电机组不同故障的实验数据,对考虑多源信息的故障模型进行应用检验。结果表明,该方法简单有效,具有很好的故障识别能力和良好的鲁棒性,适合直驱风电机组故障诊断,同时可以满足在线故障诊断的要求。

**关键词:** 直驱风力发电机组; 故障实验; 多源信息; 支持向量机; 故障诊断

## 0 引言

风电作为一种清洁可再生新能源,正被大规模开发应用<sup>[1-10]</sup>。带齿轮箱风力发电机组的齿轮箱造价昂贵,且故障率较高,维修困难,因此无齿轮箱直驱式风电机组正成为风电场的主要装机型式。风电机组因其复杂的工作环境和特殊的运行方式,随着累积运行时间的增加,可能会发生风轮不平衡、叶片断裂、转子不平衡、轴承松动、磨损等故障。因此,为确保风电机组的安全稳定运行,需要对其

**基金项目:** 国家重点基础研究发展计划项目(973项目)(2007CB210304); 中国博士后科学基金资助项目(20090460273)。

The National Basic Research Program of China (973 Program) (2007CB210304); China Postdoctoral Science Foundation Funded Project (20090460273).

进行状态监测，以便及时发现和诊断机组故障<sup>[1-2]</sup>。

支持向量机(support vector machine, SVM)以统计学习理论为基础，具有出色的学习性能和推广能力，在回归分析、信号处理、模式识别等很多领域得到了成功应用<sup>[11-19]</sup>。本文对直驱风电机组经常发生的风轮质量不平衡、风轮气动不平衡、偏航、断叶片故障，以及正常运行 5 种状态进行实验研究，综合考虑直驱风电机组的风速、转速以及机组主轴水平方向和垂直方向振动的时域特征参数、频域特征参数等多源信息，构建基于多源信息和支持向量机的故障诊断模型。

## 1 多分类的 SVM 算法

SVM 建立在 VC 维 (Vapnik-Chervonenks Dimension)理论和结构风险最小原理基础上，能够较好地解决小样本、非线性、高维数和局部极小点等实际问题，具体分类算法见参考文献<sup>[11-19]</sup>。

由于标准 SVM 是 2 元分类器，所以必须构造多元分类器才能识别故障类型较多的风电机组故障。本文采用一对一分类方法构造多元分类器<sup>[19]</sup>。对于  $k$  分类问题，可构建  $k(k-1)/2$  个分类器，每 1 个分类器的训练数据只取其中 2 类。对于给定的样本集  $S_a = \{(e_1, z_1), (e_2, z_2), \dots, (e_i, z_i)\}$ ,  $i=1 \sim N$ ,  $e_i \in \mathbf{R}^m$  是第  $i$  个输入模式类， $z_i \in \{+1, -1\}$  是对应的期望输出。设训练数据样本属于的第  $i$  类和第  $j$  类，构建如下 2 值分类器问题：

$$\begin{aligned} \min \quad & \frac{1}{2} \|w^{ij}\|^2 + C \sum_{t=1}^N \xi_t^{ij} (w^{ij})^T \\ \text{s.t.} \quad & \begin{cases} (w^{ij})^T \varphi(e_t) + b^{ij} \geq 1 - \xi_t^{ij}, & \text{if } z_t = i \\ (w^{ij})^T \varphi(e_t) + b^{ij} \leq -1 + \xi_t^{ij}, & \text{if } z_t = j \\ \xi_t^{ij} \geq 0, & j = 1 \sim l \end{cases} \end{aligned} \quad (1)$$

式中：映射函数  $\varphi$  把训练样本  $e_t$  映射到高维空间，其余参数的定义与二值分类相同，参见文献<sup>[19]</sup>。

## 2 基于 SVM 和多源信息的直驱风电机组振动故障诊断流程

### 2.1 直驱风电机组故障实验

为检验基于多源信息和 SVM 的风电机组故障诊断模型的有效性，本文对直驱风电机组经常发生的风轮质量不平衡、风轮气动不平衡、偏航、断叶片故障以及正常运行等 5 种状态进行模拟实验。直驱风电机组实验系统如图 1 所示。该系统由小型风洞提供风源，主要由风轮、主轴承与发电机组成。

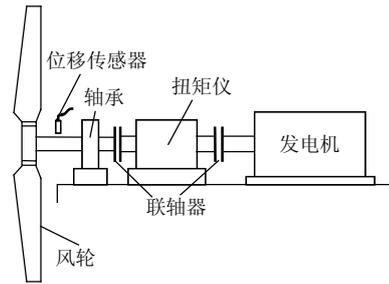


图 1 直驱风力发电机组结构

Fig. 1 Structure of direct-drive wind turbine

风轮直径为 1 m，采用 5 叶片形式；主轴轴承主要承受径向载荷，同时也承受由于风对风轮作用产生的部分轴向载荷。为测量主轴扭矩，在风轮与发电机之间加装扭矩传感器，采用联轴器对两端进行连接。发电机输出端通过交直流转换器连接至蓄电池。采用风速传感器测量风速，光电开关转速传感器测量风轮的转速。系统装有位移传感器来测量风力机主轴水平方向与垂直方向振动。实验采样频率为 1000 Hz，采样点数为 5120。其中，风轮质量不平衡故障通过在 1 个叶片上粘贴质量块实现；风轮气动不平衡通过在 1 个叶片叶尖至根部 0~30% 处粘贴极轻硬纸板改变叶型实现；偏航通过将风轮轴线方向偏离来流方向 20° 实现；断叶片通过拆卸掉 1 个叶片实现。由于扭矩传感器量程限制，发电机未能满负荷运行。断叶片故障实验时，机组振动非常剧烈。为保证安全，实验风速只到 6 m/s，所采集数据仍能很好地反映其工作状态。

风电机组在正常状态、风轮质量不平衡、风轮气动不平衡、偏航和断叶片等 5 种状态的下风速-转速-功率关系如图 2 所示。考虑到实验中机组性能参数的缓变性，为更好地描述风速-转速-功率之间的关系，图 2 采用 0.512 s 内数据平均(采样点数的 1/10)的散点图形式。从图 2(a)(b)可以看出：5 种状态下风电机组转速和发电功率随风速增大而增大；在同一风速下，4 种故障状态的风速和发电功率均小于正常运行状态。也就是说，要想获得相同转速，4 种故障状态需要有比正常运行状态更大的风速。由图 2(c)可以看出，不同状态的转速-功率曲线高度重合，近似呈线性关系，说明这 4 种故障未影响到发电机的正常运行。可以看出，风速可以作为风电机组故障诊断的一个重要参数，当机组达到某一转速所需风速大于正常运行的风速值时，说明机组出现异常，需要对其进行诊断。为确定机组可能出现的具体故障类型，可综合分析其振动信号。

风电机组风轮与主轴直接连接，因此可以通过

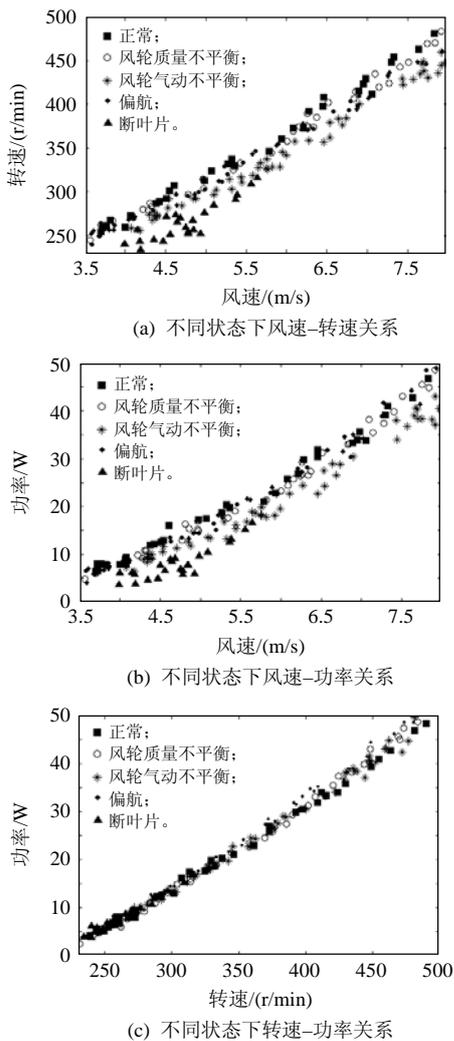


图 2 风电机组不同状态下风速-转速-功率关系  
 Fig. 2 The relationship among wind speed, rotational speed and power under different conditions of wind turbine

分析主轴的振动信号，来识别风轮的运行状况。由于转速是影响振动的重要参数，即使在同一状态下，转速变化时，振动也会改变，所以将各状态下的振动数据在同一转速进行分析，本文研究转速为 270r/min 时机组在不同状态下的特征。图 3 为风电机组在不同状态下的时域图。从图 3 可以看出，机组正常运行时，设  $f$  为转频，1 倍频( $1f$ )为水平方向( $x$  向)的主要成分，且有较明显的 2 倍频( $2f$ )、3 倍频( $3f$ )；在垂直方向( $y$  向)也可以发现和  $x$  向相同的频率，且有明显的高频成分。当风轮质量不平衡时，时域图、频域图和正常状态类似，但它的振动幅值明显大于正常状态。当风轮气动不平衡时，它的  $x$  向、 $y$  向类似， $1f$  占主要成分，有明显的  $2f$ 、 $3f$ 、 $4f$  成分，且  $4f$  幅值大于  $2f$ 、 $3f$ ，但  $y$  向还可以发现高频分量。当偏航时， $x$  向的  $2f$  幅值大于  $1f$ ，其它倍频成分较明显； $y$  向  $1f$  幅值大于  $2f$ ，有明显的高

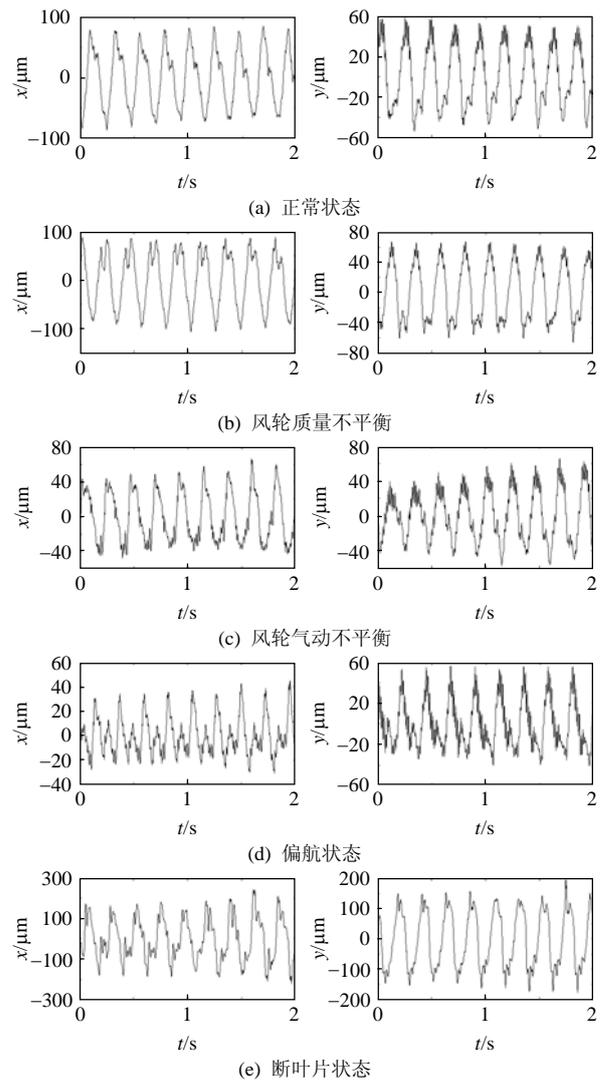


图 3 风电机组在不同状态下的时域曲线  
 Fig. 3 The time-domain curve under different conditions of wind turbine

频分量。当断叶片时，振动幅值明显增大， $1f$  占主要成分， $3f$  幅值大于  $2f$ ；在  $x$  向还出现了  $5f$ 、 $6f$  等倍频成分。

综上所述，风电机组不同状态下  $x$  向、 $y$  向振动信号有较明显的差别，因此可以通过分析振动信号  $x$  向、 $y$  向相关的时域特征参数、频域特征参数来识别机组的运行状态。

### 2.2 机组特征的提取

为更好地识别风电机组故障，选用机组正常运行和 4 种不同类型故障及其所对应的各种有代表性的特征参数作为样本。在分析直驱风电机组故障发生的机理和故障征兆的基础上，选取同一转速下水平方向、垂直方向的相关时域特征参数、频域特征参数，以及对应的工作风速等多源参数作为特征参数构建诊断模型。选取的时域参数分别为：均值  $u_m$ 、标准偏差  $u_{std}$ 、均方根值  $u_{rms}$ 、峰值  $u_p$ 、波形指标

$K_{SF}$ 、峰值指标  $K_{CF}$ 、脉冲指标  $K_{IF}$ 、裕度指标  $K_{CLF}$  和峭度指标  $K_u$ ；频域参数分别为：频率均值  $u_{mf}$ 、频率中心  $u_{fc}$ 、频率均方根值  $u_{rmsf}$  和频率标准偏差  $u_{stdf}$ 。机组振动信号时域特征参数、频域特征参数<sup>[20-22]</sup>定义分别如式(2)—(10)、(11)—(14)所示。其中均值定义为

$$u_m = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N u(i) \quad (2)$$

标准偏差定义为

$$u_{std} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N [u(i) - u_m]^2}{N - 1}} \quad (3)$$

均方根值定义为

$$u_{rms} = \sqrt{\sum_{i=1}^N [u(i)]^2 / N} \quad (4)$$

峰值定义为

$$u_p = \{\max[u(i)] - \min[u(i)]\} / 2 \quad (5)$$

波形指标定义为

$$K_{SF} = \frac{u_{rms}}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |u(i)|} \quad (6)$$

峰值指标定义为

$$K_{CF} = u_p / u_{rms} \quad (7)$$

脉冲指标定义为

$$K_{IF} = \frac{u_p}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |u(i)|} \quad (8)$$

裕度指标定义为

$$K_{CLF} = \frac{u_p}{\left\{ \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sqrt{|u(i)|} \right\}^2} \quad (9)$$

峭度指标定义为

$$K_u = \frac{\sum_{i=1}^N [u(i) - u_m]^4}{(N - 1)u_{std}^4} \quad (10)$$

式(2)—(10)中： $u(i)$ 为振动信号时间序列，其中  $i=1 \sim N$ ； $N$ 为信号采样点数。

频率均值定义为

$$u_{mf} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K s(k) \quad (11)$$

频率中心定义为

$$u_{fc} = \sum_{k=1}^K f_k s(k) / \sum_{k=1}^K s(k) \quad (12)$$

频率均方根值定义为

$$u_{rmsf} = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^K f_k^2 s(k)}{\sum_{k=1}^K s(k)}} \quad (13)$$

频率标准偏差定义为

$$u_{stdf} = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^K [f_k - t_{fc}]^2 s(k)}{\sum_{k=1}^K s(k)}} \quad (14)$$

式(11)—(14)中： $s(k)$ 为振动信号频率谱，其中  $k=1 \sim K$ ； $K$ 为频率谱谱线数； $f_k$ 为频率谱第  $k$  条谱线的频率值。

### 2.3 特征参数的归一化

为了能使样本特征参数具有很好的性能，能够准确地识别风电机组发生的故障，应该对所收集到的样本进行剔除奇异值、消噪等预处理。对样本集数据  $X_i = \{X_i(k) | k=1 \sim n\}$ ，其中  $i=1 \sim m$ ， $m$ 表示有  $m$  类状态； $n$ 表示不同状态特征参数的个数。定义  $X_{\max} = \max\{X_i\}$ ， $X_{\min} = \min\{X_i\}$ ，则有

$$X = \frac{X_i - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (15)$$

应用式(15)对  $m$  类机组状态进行归一化处理，使之转化为[0, 1]的数据。表 1 是经过归一化的风速，表 2—3 分别是机组水平方向、垂直方向振动时域特征参数、频域特征参数。这些参数构成标准的学习样本。在进行风电机组故障诊断时，也应将待检验故障按归一化式(15)转化后再进行后续分析。

表 1 风电机组性能参数

Tab. 1 The performance parameters of wind turbine

机组状态	风速 $v$
正常状态 $N$	0.10
风轮质量不平衡 $F_1$	0.27
风轮气动不平衡 $F_2$	0.62
偏航 $F_3$	0.39
断叶片 $F_4$	0.90

### 2.4 故障诊断

将表 1—3 中的风电机组状态特征参数代入 SVM，建立故障诊断模型进行训练。本文选取 5 个风电机组待检状态对诊断系统进行检验。表 4—6 是分别是转速为 270r/min 时，5 种待检状态的风速、水平方向振动指标和垂直方向振动指标，表中数据已经归一化。

将表 4—6 的数据分别代入训练好的 SVM 进行状态识别，表 7 是识别结果。从表 7 可看出，5 种待检状态的识别结果分别为  $F_3$ 、 $F_1$ 、 $N$ 、 $F_2$  和  $F_4$ ，这与实际情况是相符的。可以看出，综合考虑机组主轴水平方向、垂直方向振动信号的时域特征参数、频域特征参数以及机组工作风速、转速，采用

表 2 风电机组水平方向振动参数

Tab. 2 The vibration signal parameters of wind turbine in horizontal direction

机组状态	$u_m$	$u_{std}$	$u_{rms}$	$u_p$	$K_{SF}$	$K_{CF}$	$K_{IF}$	$K_{CLF}$	$K_u$	$u_{mf}$	$u_{fc}$	$u_{rmsf}$	$u_{stdf}$
$N$	0.87	0.31	0.31	0.28	0.78	0.49	0.55	0.63	0.53	0.26	0.36	0.41	0.44
$F_1$	0.77	0.44	0.44	0.39	0.23	0.41	0.34	0.32	0.25	0.41	0.90	0.90	0.90
$F_2$	0.81	0.52	0.52	0.42	0.21	0.15	0.16	0.17	0.23	0.25	0.15	0.15	0.16
$F_3$	0.77	0.14	0.14	0.13	0.70	0.65	0.65	0.65	0.63	0.10	0.28	0.30	0.32
$F_4$	0.13	0.90	0.90	0.90	0.45	0.58	0.53	0.49	0.70	0.90	0.84	0.84	0.84

表 3 风电机组垂直方向振动参数

Tab. 3 The vibration signal parameters of wind turbine in vertical direction

机组状态	$u_m$	$u_{std}$	$u_{rms}$	$u_p$	$K_{SF}$	$K_{CF}$	$K_{IF}$	$K_{CLF}$	$K_u$	$u_{mf}$	$u_{fc}$	$u_{rmsf}$	$u_{stdf}$
$N$	0.14	0.19	0.19	0.19	0.57	0.69	0.65	0.64	0.43	0.19	0.23	0.23	0.24
$F_1$	0.23	0.29	0.29	0.29	0.36	0.55	0.49	0.47	0.26	0.30	0.74	0.77	0.79
$F_2$	0.19	0.43	0.43	0.39	0.23	0.22	0.21	0.21	0.20	0.18	0.10	0.10	0.10
$F_3$	0.28	0.10	0.10	0.10	0.90	0.90	0.90	0.90	0.90	0.10	0.31	0.40	0.45
$F_4$	0.86	0.90	0.90	0.90	0.18	0.24	0.22	0.22	0.18	0.90	0.86	0.87	0.88

表 4 5 种风电机组待检状态性能参数

Tab. 4 The performance parameters of five wind turbine conditions to be detected

风电机组待检状态	$D_1$	$D_2$	$D_3$	$D_4$	$D_5$
风速 $v$	0.39	0.27	0.10	0.62	0.90

表 5 5 种风电机组待检状态水平方向振动参数

Tab. 5 The vibration signal parameters of wind turbine conditions to be detected in horizontal direction

风电机组待检状态	$u_m$	$u_{std}$	$u_{rms}$	$u_p$	$K_{SF}$	$K_{CF}$	$K_{IF}$	$K_{CLF}$	$K_u$	$u_{mf}$	$u_{fc}$	$u_{rmsf}$	$u_{stdf}$
$D_1$	0.77	0.14	0.14	0.13	0.70	0.65	0.65	0.65	0.63	0.10	0.28	0.30	0.32
$D_2$	0.77	0.44	0.44	0.39	0.23	0.41	0.34	0.32	0.25	0.41	0.90	0.90	0.90
$D_3$	0.87	0.31	0.31	0.28	0.78	0.49	0.55	0.63	0.53	0.26	0.36	0.41	0.44
$D_4$	0.81	0.52	0.52	0.42	0.21	0.15	0.16	0.17	0.23	0.25	0.15	0.15	0.16
$D_5$	0.13	0.90	0.90	0.90	0.45	0.58	0.53	0.49	0.70	0.90	0.84	0.84	0.84

表 6 5 种风电机组待检状态垂直方向振动参数

Tab. 6 The vibration signal parameters of wind turbine conditions to be detected in vertical direction

风电机组待检状态	$u_m$	$u_{std}$	$u_{rms}$	$u_p$	$K_{SF}$	$K_{CF}$	$K_{IF}$	$K_{CLF}$	$K_u$	$u_{mf}$	$u_{fc}$	$u_{rmsf}$	$u_{stdf}$
$D_1$	0.28	0.10	0.10	0.10	0.90	0.90	0.90	0.90	0.90	0.10	0.31	0.40	0.45
$D_2$	0.23	0.29	0.29	0.29	0.36	0.55	0.49	0.47	0.26	0.30	0.74	0.77	0.79
$D_3$	0.14	0.19	0.19	0.19	0.57	0.69	0.65	0.64	0.43	0.19	0.23	0.23	0.24
$D_4$	0.19	0.43	0.43	0.39	0.23	0.22	0.21	0.21	0.20	0.18	0.10	0.10	0.10
$D_5$	0.86	0.90	0.90	0.90	0.18	0.24	0.22	0.22	0.18	0.90	0.86	0.87	0.88

表 7 诊断结果

Tab. 7 The diagnosis results

风电机组待检状态	$D_1$	$D_2$	$D_3$	$D_4$	$D_5$
识别结果	$F_3$	$F_1$	$N$	$F_2$	$F_4$

支持向量机的方法能有效诊断出风电机组故障。

### 3 结论

1) 本文综合考虑风力发电机组主轴水平方向、垂直方向振动的时域特征参数、频域特征参数以及机组工作风速、转速,对机组进行故障诊断,能有效识别出机组故障,可为风电场实际机组故障诊断提供思路。

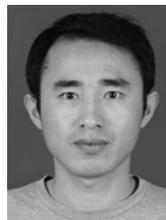
2) 将 SVM 应用到风电机组故障诊断中,显现出 SVM 在小样本问题中强大的推广能力,适用于故障样本获得困难的风电机组故障诊断,能够快速

有效地识别出机组故障。

### 参考文献

- [1] Hameed Z, Hong Y, Cho Y, et al. Condition monitoring and fault detection of wind turbines and related algorithms: a review[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2009, 13(1): 1-39.
- [2] Amirat Y, Benbouzid M, Al-Ahmar E, et al. A brief status on condition monitoring and fault diagnosis in wind energy conversion systems[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2009, 13(9): 2629-2636.
- [3] 苏勋文, 米增强, 王毅. 风电场常用等值方法的适用性及其改进研究[J]. 电网技术, 2010, 34(6): 175-180.  
Su Xunwen, Mi Zengqiang, Wang Yi. Applicability and improvement of common-used equivalent methods for wind farms[J]. Power System Technology, 2010, 34(6): 175-180(in Chinese).
- [4] 张宁, 周天睿, 段长刚, 等. 大规模风电场接入对电力系统调峰的影响[J]. 电网技术, 2010, 34(1): 152-158.  
Zhang Ning, Zhou Tianrui, Duan Changgang, et al. Impact of

- large-scale wind farm connecting with power grid on peak load regulation demand[J]. Power System Technology, 2010, 34(1): 152-158(in Chinese).
- [5] 安学利, 蒋东翔. 风力发电机组运行状态的混沌特性识别及其趋势预测[J]. 电力自动化设备, 2010, 30(3): 15-19.  
An Xueli, Jiang Dongxiang. Chaotic characteristics identification and trend prediction of running state for wind turbine[J]. Electric Power Automation Equipment, 2010, 30(3): 15-19(in Chinese).
- [6] 孙元章, 吴俊, 李国杰. 风力发电对电力系统的影响[J]. 电网技术, 2007, 31(20): 55-62.  
Sun Yuanzhang, Wu Jun, Li Guojie. Influence research of wind power generation on power systems[J]. Power System Technology, 2007, 31(20): 55-62.
- [7] 孙永全, 郭建英, 陈洪科, 等. 兆瓦级直驱风力发电机组可靠性增长预测[J]. 中国电机工程学报, 2010, 30(18): 67-71.  
Sun Yongquan, Guo Jianying, Chen Hongke, et al. MW level direct-driven wind turbine reliability growth prediction[J]. Proceedings of the CSEE, 2010, 30(18): 67-71(in Chinese).
- [8] 马洪飞, 徐殿国. 双馈风力发电系统故障不脱网运行能力研究[J]. 太阳能学报, 2009, 30(10): 1228-1233.  
Ma Hongfei, Xu Dianguo. Fault ride through capability of doubly-fed induction generator wind power generation system[J]. Acta Energetica Solaris Sinica, 2009, 30(10): 1228-1233(in Chinese).
- [9] 李强, 袁越, 李振杰, 等. 考虑峰谷电价的风电-抽水蓄能联合系统能量转化效益研究[J]. 电网技术, 2009, 33(6): 13-18.  
Li Qiang, Yuan Yue, Li Zhenjie, et al. Research on energy shifting benefits of hybrid wind power and pumped hydro storage system considering peak-valley electricity price[J]. Power System Technology, 2009, 33(6): 13-18(in Chinese).
- [10] 杨勇, 阮毅, 任志斌, 等. 直驱式风力发电系统中的并网逆变器[J]. 电网技术, 2009, 33(17): 157-161.  
Yang Yong, Ruan Yi, Ren Zhibin, et al. Grid-connected inverter in direct-drive wind power generation system[J]. Power System Technology, 2009, 33(17): 157-161(in Chinese).
- [11] 郭创新, 朱承治, 张琳, 等. 应用多分类多核学习支持向量机的变压器故障诊断方法[J]. 中国电机工程学报, 2010, 30(13): 128-134.  
Guo Chuangxin, Zhu Chengzhi, Zhang Lin, et al. A fault diagnosis method for power transformer based on multiclass multiple-kernel learning support vector machine[J]. Proceedings of the CSEE, 2010, 30(13): 128-134(in Chinese).
- [12] 吴锋, 周昊, 郑立刚, 等. 基于非支配排序遗传算法的锅炉燃烧多目标优化[J]. 中国电机工程学报, 2009, 29(29): 7-12.  
Wu Feng, Zhou Hao, Zheng Ligang, et al. Multi-objective optimization of coal-fired boiler combustion based on nondominated sorting genetic algorithm[J]. Proceedings of the CSEE, 2009, 29(29): 7-12(in Chinese).
- [13] 戴铭, 何正友, 赵静, 等. 一种小波变换和支持向量机相结合的配电网电容器投切扰动源定位方法[J]. 电网技术, 2010, 34(6): 198-204.  
Dai Ming, He Zhengyou, Zhao Jing, et al. A method to locate disturbance source due to capacitor switching in distribution network based on integration of wavelet transform with support vector machine[J]. Power System Technology, 2010, 34(6): 198-204(in Chinese).
- [14] 方群会, 刘强, 周林, 等. 模式分类方法在电能质量扰动信号分类中的应用综述[J]. 电网技术, 2009, 33(1): 31-36.  
Fang Qunhui, Liu Qiang, Zhou Lin, et al. A survey on application of pattern classification in power quality disturbance signals classification[J]. Power System Technology, 2009, 33(1): 31-36(in Chinese).
- [15] 顾燕萍, 赵文杰, 吴占松. 基于最小二乘支持向量机的电站锅炉燃烧优化[J]. 中国电机工程学报, 2010, 30(17): 91-97.  
Gu Yanping, Zhao Wenjie, Wu Zhansong. Combustion optimization for utility boiler based on least square-support vector machine[J]. Proceedings of the CSEE, 2010, 30(17): 91-97(in Chinese).
- [16] 徐金良, 陈五星, 唐耀阳. 基于粗糙集理论和支持向量机算法的核电厂故障诊断方法[J]. 核动力工程, 2009, 30(4): 52-54.  
Xu Jinliang, Chen Wuxing, Tang Yaoyang. Study on fault diagnosis in nuclear power plant based on rough sets and support vector machine[J]. Nuclear Power Engineering, 2009, 30(4): 52-54(in Chinese).
- [17] 张孝远, 周建中, 黄志伟, 等. 基于粗糙集和多类支持向量机的水电机组振动故障诊断[J]. 中国电机工程学报, 2010, 30(20): 88-93.  
Zhang Xiaoyuan, Zhou Jianzhong, Huang Zhiwei, et al. Vibration fault diagnosis for hydro-turbine generating unit based on rough sets and multi-class support vector machine[J]. Proceedings of the CSEE, 2010, 30(20): 88-93(in Chinese).
- [18] 刘纯, 范高锋, 王伟胜, 等. 风电场输出功率的组合预测模型[J]. 电网技术, 2009, 33(13): 74-79.  
Liu Chun, Fan Gaofeng, Wang Weisheng, et al. A combination forecasting model for wind farm output power[J]. Power System Technology, 2009, 33(13): 74-79(in Chinese).
- [19] Widodo A, Yang B. Support vector machine in machine condition monitoring and fault diagnosis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007(21): 2560-2574.
- [20] Xu Z, Xuan J, Shi T, et al. A novel fault diagnosis method of bearing based on improved fuzzy ARTMAP and modified distance discriminant technique[J]. Expert Systems with Applications, 2009(36): 11801-11807.
- [21] Lei Y, He Z, Zi Y, et al. New clustering algorithm-based fault diagnosis using compensation distance evaluation technique[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2008(22): 419-435.
- [22] Sreejith B, Verma A, Srividya A. Fault diagnosis of rolling element bearing using time-domain features and neural networks[C]//2008 IEEE Region 10 Colloquium and the Third ICIS. Kharagpur, India: IEEE India, 2008: 1-8.



安学利

收稿日期: 2011-02-09.

作者简介:

安学利(1980), 男, 博士后, 从事发电机组运行及故障诊断等方面的研究工作, E-mail: anx1614@yahoo.cn;

赵明浩(1986), 男, 硕士研究生, 从事风电机组故障诊断等方面的研究工作, E-mail: zmh08@mails.tsinghua.edu.cn;

蒋东翔(1963), 男, 教授, 博士生导师, 从事动力系统故障诊断等方面的研究工作, E-mail: jiangdx@tsinghua.edu.cn;

李少华(1986), 男, 硕士研究生, 从事发电机组振动及故障诊断等方面的研究工作。

(责任编辑 杜宁)