

# 基于决策融合的直驱风力发电机组轴承故障诊断

安学利, 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)

## Fault Diagnosis of Spherical Roller Bearing of Direct-Drive Wind Turbine Based on Decision Fusion

AN Xueli, JIANG Dongxiang, LI Shaohua

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

**ABSTRACT:** Based on decision fusion of multi-source feature of vibration signal in time-domain and frequency-domain as well as its envelope spectrum, a fault diagnosis model of spherical roller bearing of direct-drive wind turbine is built. Experimental research on four states of direct-drive wind turbine including its normal operation and frequently occurred outer race fault, inner race fault and roller fault of spherical roller bearing of main shaft are performed in laboratory. In order to diagnose the faults of wind turbine bearings, some sensitive feature parameters, which possess higher fault discrimination degree and are suitable to bearing fault diagnosis of wind power generation unit, are selected. The vibration signal features of wind power unit in time-domain, frequency-domain and envelope spectrum in the frequency-domain are taken as diagnosis samples, and the preliminary diagnosis of bearing faults of the unit is carried out by gray incidence analysis; then the decision fusion of different evidences are implemented by evidence fusion theory to obtain final diagnosis result. Experimental results show that the bearing faults of wind power generation unit can be well recognized by the proposed method.

**KEY WORDS:** multi-feature; decision fusion; direct-drive wind turbine; spherical roller bearing; fault experiment; feature extraction; fault diagnosis

**摘要:** 基于振动信号时域、频域和包络谱等多源特征, 采用决策融合方法构建了直驱风力发电机组轴承故障诊断模型。对直驱风力发电机组主轴轴承经常发生的外圈故障、内圈故障、滚动体故障以及正常运行4种状态进行了实验研究。选取具有较高故障区分度, 适合风电机组轴承故障诊断的特征

参数。以风电机组振动信号的时域特征、频域特征和包络谱频域特征为诊断样本, 使用灰色关联分析方法对机组轴承故障进行初步诊断, 然后用证据融合理论对不同证据进行决策信息融合, 从而获得最终诊断结果。实验结果表明, 该方法能较好地识别风力发电机组轴承故障。

**关键词:** 多源特征; 决策融合; 直驱风力发电机组; 调心滚子轴承; 故障实验; 特征提取; 故障诊断

## 0 引言

能源短缺和环境问题的日益凸显, 清洁可再生能源的开发受到越来越广泛的重视。除水力发电外, 风力发电是目前技术比较成熟且装机容量较大的可再生能源, 进入了大规模发展阶段。风电机组多安装在高山、荒野或海上, 经常受极端天气的影响, 运行条件恶劣, 机组部件会随着机组累计运行时间的增加不断老化, 发生故障<sup>[1-10]</sup>。为确保风电机组的安全稳定运行, 需要对机组运行状态进行监测, 及时发现和诊断出机组故障。由于带齿轮箱风电机组的齿轮箱结构复杂, 造价昂贵, 且有较高的故障率, 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。

轴承在风电机组上的主轴、齿轮箱、发电机、变桨机构、偏航机构等多部位都有装配, 轴承故障在机组故障中占有很高的比例<sup>[11]</sup>。由于风轮主轴较长, 且承受非常大的载荷, 容易变形, 因此, 要求风轮主轴轴承必须有良好的调心性能。一般情况下, 风力发电机组风轮主轴由调心滚子轴承支撑, 轴承故障具有高度随机性、复杂性和非线性特征。基于此, 本文引入信息融合技术, 将来自轴承振动信号的时域、频域和包络谱等多角度信息加以分析与合成, 以得出比单一角度信息更精确、更完全的评估

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).

和决策,更加准确、全面地认识和描述轴承故障,增加诊断的可信度。本文将对直驱风力发电机组调心滚子轴承经常发生的外圈、内圈、滚动体上的局部损伤以及正常运行4种状态进行实验研究;选取具有较高故障区分度,适合风电机组轴承故障诊断的特征参数;建立基于时域、频域和包络谱等多角度信息的决策融合风电机组轴承故障诊断模型。

## 1 基于证据的信息融合理论

### 1.1 基本概念

**定义 1:** 一个命题各种相互独立的可能答案或假设构成一个有限集合时,称这个有限集合为该命题的一个识别框架  $\Theta$ 。在实际故障诊断中,全部故障的集合可以看作识别框架。 $\Theta$  的所有可能子集的集合称为  $\Theta$  的幂集,用  $2^\Theta$  表示<sup>[12-13]</sup>。

**定义 2:** 若  $\Theta$  为一识别框架,  $A$  为任一个属于  $\Theta$  的子集,  $m$  为  $2^\Theta \rightarrow [0, 1]$  上的函数,且满足

$$\begin{cases} m(\varphi) = 0 \\ \sum_{A \subseteq \Theta} m(A) = 1 \end{cases} \quad (1)$$

则称函数  $m(A)$  为基本概率分配函数。 $m(A)$  表示对  $A$  的精确信任程度,在基于灰色关联分析理论<sup>[13-14]</sup>的故障诊断中,可理解为待检故障样本与标准故障样本的关联度,不同信息可以获得不同的灰色关联度。

**定义 3:** 设函数  $B_{ei}: 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$ , 且满足

$$B_{ei}(A) = \sum_{B \subseteq A} m(B), \quad \forall A \subseteq \Theta \quad (2)$$

则称  $B_{ei}(A)$  为信任函数,它表示对  $A$  的所有子集的可能性度量之和,是置信区间的下限函数<sup>[12-13]</sup>。

如果定义函数  $P_{is}: 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$ , 满足

$$P_{is}(A) = \sum_{B \cap A \neq \varphi} m(B), \quad \forall A \subseteq \Theta \quad (3)$$

则称  $P_{is}(A)$  为似然函数,表示否定  $A$  的信任程度,即对  $A$  的不信任程度,是置信区间的上限函数。

### 1.2 证据组合规则

由于证据来源不同,对同一识别框架,可得到不同且相互独立的基本概率分配函数  $m_1$  和  $m_2$ 。 $m_1$  和  $m_2$  可以合成一个新的基本概率分配函数  $m_1 \oplus m_2$ , 它的信任函数用  $B_{ei1} \oplus B_{ei2}$  表示,而  $B_{ei1} \oplus B_{ei2}$  的大小可根据信任函数的定义,通过  $m_1 \oplus m_2$  来计算<sup>[12-13]</sup>。

定义  $m_1 \oplus m_2$  的基本概率分配函数为

$$m(C) = \frac{1}{N} \sum_{A \cap B \neq \varphi} m_1(A)m_2(B) \quad (4)$$

$$\text{式中 } N = 1 - \sum_{A \cap B = \varphi} m_1(A)m_2(B)。$$

## 2 基于多源特征决策融合的风力发电机组轴承故障诊断模型

当旋转机械发生故障时,振动信号的时域幅值和概率分布会发生明显变化;信号不同频率成分的大小以及频谱主能量谱峰位置也将发生变化;信号包络谱不同频率成分的大小也会发生变化<sup>[15]</sup>。因此,通过对风力发电机组轴承振动信号的时域、频域和包络信息进行有效分析,可以很好地掌握设备的状态。

具体诊断步骤如下:

1) 对直驱风力发电机组调心滚子轴承经常发生的外圈、内圈、滚动体上的局部损伤以及正常运行4种状态进行模拟实验。

2) 深入全面地分析4种状态下机组轴承振动信号特性,选取适合风电机组轴承故障诊断、具有较高故障区分度的敏感特征参数。

3) 在轴承振动加速度信号的时域、频域和包络谱中,分别应用所选特征参数,采用灰色关联分析方法<sup>[13-14]</sup>对轴承故障进行初步诊断。

令样本  $X_0 = \{X_0(k) | k=1, 2, \dots, n\}$  为风力发电机组待诊断故障样本,其中  $n$  表示故障特征参数的个数,令样本集  $X_i = \{X_i(k) | k=1, 2, \dots, n\}$  为覆盖风电机组所有轴承故障的标准样本集合,其中  $i=1 \sim m$ ,  $m$  表示有  $m$  类故障。按以下步骤对风电机组轴承故障进行灰色关联识别<sup>[13]</sup>:

首先,生成标准样本集。选用风电机组经常发生的外圈、内圈、滚动体故障和正常状态及其4种状态所对应的各种有较高故障区分度的特征参数作为样本,并对所收集到的故障样本进行归一化处理,使之转化为  $[0, 1]$  的数据。

其次,求数列绝对差  $\Delta_i(k)$ 。以  $X_0$  为参考数列,以  $X_i (i=1, 2, \dots, m)$  为比较数列,则有  $\Delta_i(k) = |X_0(k) - X_i(k)|$ 。

再次,求  $\min_i \min_k \Delta_i(k)$  和  $\max_i \max_k \Delta_i(k)$ 。

然后,求关联系数  $\xi_i$ , 其表达式为

$$\xi_i(k) = \frac{\min_i \min_k \Delta_i(k) + \rho \max_i \max_k \Delta_i(k)}{\Delta_i(k) + \rho \max_i \max_k \Delta_i(k)}$$

式中:  $\rho$  是分辨系数,取值区间为  $[0, 1]$ , 本文  $\rho$  取 0.8。

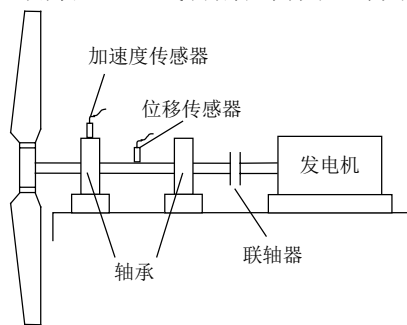
最后,计算待诊断样本  $X_0$  与标准样本  $X_i$  的灰

色关联度  $R_i$ ,  $R_i = \sum_{k=1}^N \xi_i(k)$ 。把灰色关联度  $R_i$  按大小依次排序, 得到灰色关联序, 它表示了待检故障模式与各标准故障模式的关联程度大小的排列次序。找出关联度  $R_i$  的最大值, 即可确定风电机组最有可能发生的故障, 具体参见文献[13]。

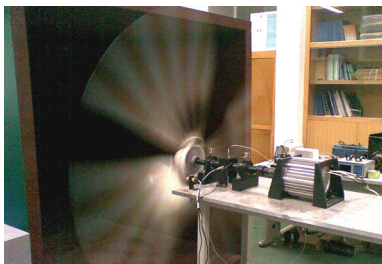
4) 将基于时域、频域和包络谱特征参数的初步诊断结果进行信息融合后, 获得最终的诊断结论。

### 3 应用实例

本文在风力发电机组实验台上进行了轴承故障实验, 实验台如图 1 所示。该系统主要由风轮、主轴轴承与发电机组成, 小型风洞提供风源。主轴轴承为调心滚子轴承, 主要承受径向载荷, 同时也可承受由于风对风轮作用产生的部分轴向载荷。采用联轴器连接风轮主轴和发电机。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。轴承座上装有加速度传感器, 用来采集轴承的振动加速度信号。在 2 个主轴轴承之间的风力机主轴上安装互相呈  $90^\circ$  的 2 个位移传感器, 用来获取主轴的振动位移信号。实验采样频率为 2 kHz, 采样点数为 8 192。考虑到调心滚子轴承的局部损伤可能发生在外圈、内圈和滚动体上, 分别用 4 个 22 206 型的调心滚子轴承进行了实验, 其中 3 个轴承分别被设置有内圈、外圈和滚动体局部故障, 1 个为无故障轴承。故障是通过线切割在内圈、外圈或滚动体



(a) 实验台结构简图



(b) 实物图

图 1 风力发电机组实验台

Fig. 1 Test stand of direct-drive wind turbine

上开槽来设置的, 槽宽为 0.2 mm, 槽深为 0.3 mm, 设置的故障程度属较轻微的程度, 故障轴承安装在靠近风轮侧。

图 2 是平均转速为 259.5 转/min, 风电机组主轴轴承在正常运行(其状态用字母 Z 表示)、外圈故障(其状态用字母 W 表示)、内圈故障(其状态用字母 N 表示)和滚动体故障(其状态用字母 G 表示)4 种状态时的信号振动加速度  $a$  的时域、频域和包络谱图。从图 2 可以看出, 在不同状态下轴承振动加速度信号的时域、频域和包络谱明显不同。因此, 可以选取具有较高故障区分度的特征参数, 建立风电机组轴承故障诊断模型。

设  $u(i)$  为振动信号时间序列, 其中  $i=1\sim N$ ;  $N$  为信号采样点数;  $s(k)$  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, 在全面分析轴承振动信号时域、频域和包络信息的基础上, 本文选择了能很好地反映风电机组轴承故障特性, 有较高灵敏度的时域、频域特征参数<sup>[16-19]</sup>。选取的时域参数分别为峰值  $u_p$ 、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  $u_{stdf}$ ; 包络谱参数分别为频率均值  $u_{mf1}$ 、频率中心  $u_{fc1}$ 、频率均方根值  $u_{rmsf1}$  和频率标准偏差  $u_{stdf1}$ ; 其中时域参数、频域参数的定义见文献[19], 包络谱参数  $u_{mf1}$ 、 $u_{fc1}$ 、 $u_{rmsf1}$  和  $u_{stdf1}$  分别定义为

$$u_{mf1} = \frac{1}{K_1} \sum_{k_1=1}^{K_1} s_1(k_1) \quad (5)$$

$$u_{fc1} = \frac{\sum_{k_1=1}^{K_1} f_{k_1} s_1(k_1)}{\sum_{k_1=1}^{K_1} s_1(k_1)} \quad (6)$$

$$u_{rmsf1} = \sqrt{\frac{\sum_{k_1=1}^{K_1} f_{k_1}^2 s_1(k_1)}{\sum_{k_1=1}^{K_1} s_1(k_1)}} \quad (7)$$

$$u_{stdf1} = \sqrt{\frac{\sum_{k_1=1}^{K_1} [f_{k_1} - u_{fc1}]^2 s_1(k_1)}{\sum_{k_1=1}^{K_1} s_1(k_1)}} \quad (8)$$

式(5)~(8)中:  $s_1(k_1)$  为振动信号包络谱, 其中  $k_1=1\sim K_1$ ;  $K_1$  为包络谱谱线数;  $f_{k_1}$  为包络谱第  $k_1$  条谱线的频率值。

分别采集轴承正常、外圈故障、内圈故障和滚动体故障 4 种状态下的振动加速度信号, 每种状态取 10 组数据, 共  $4 \times 10$  组数据。40 组数据中随机抽取 24 组(每种状态取 6 组)数据归一化后作为标准样本, 将剩下的 16 组数据作为归一化后的测试样本。

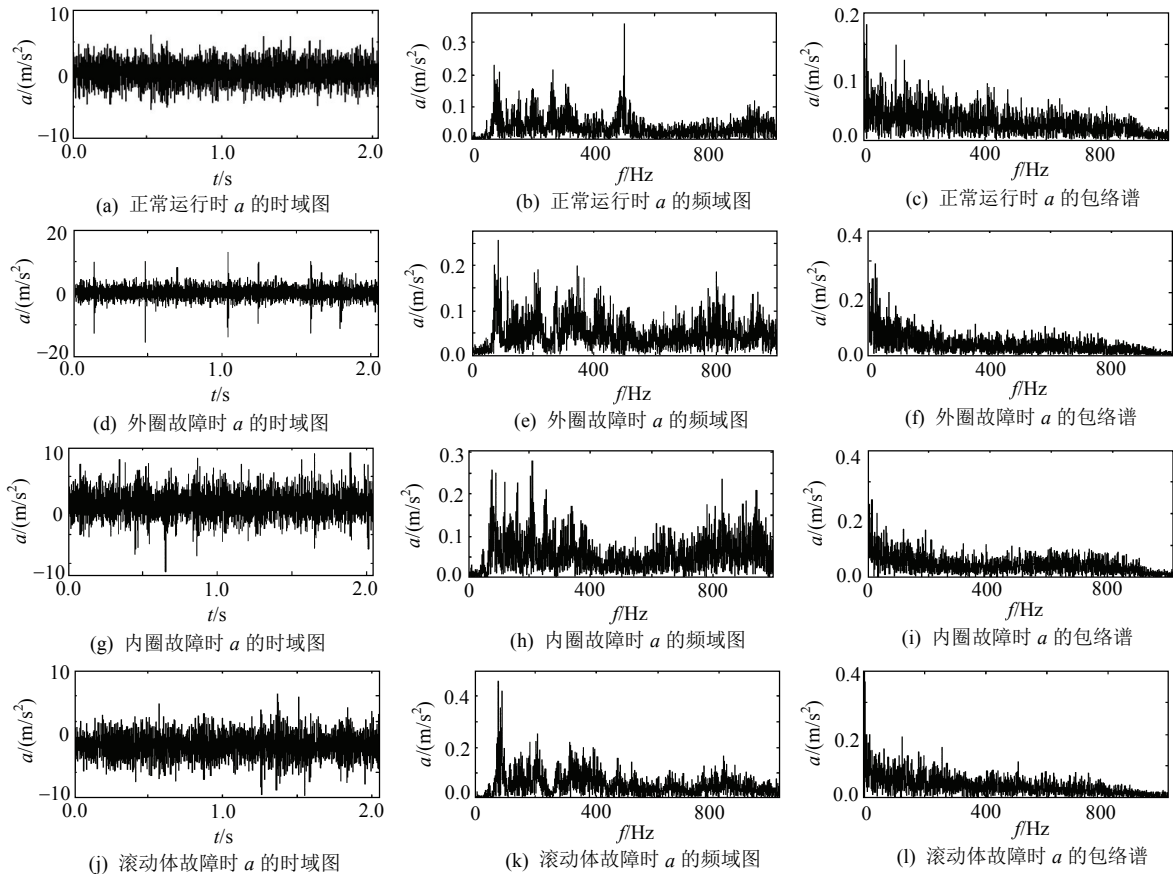


图2 4种状态下轴承振动加速度信号时域、频域和包络谱

Fig. 2 Time signal, its spectrum and envelop spectrum of bearing vibration signals under four conditions

假设内圈故障的6个已归一化标准样本为  $X_{n1}, X_{n2}, \dots, X_{n6}$ , 对某一测试样本  $X_0$ , 分别求出  $X_0$  与标准样本  $X_{n1}, \dots, X_{n6}$  的灰色关联度  $R_{n1}, R_{n2}, \dots, R_{n6}$ , 则测试样本  $X_0$  与内圈故障标准样本的灰色关联度  $R(N) = (R_{n1} + R_{n2} + \dots + R_{n6}) / 6$ 。同理可求得测试样本  $X_0$  与其它故障类型标准样本的灰色关联度。表1—3分

表1 基于时域参数的初步诊断结果

Tab. 1 Primary diagnosis conclusions based on time-domain features

序号	实际状态	灰色关联度 $R$				识别结果
		Z	W	N	G	
1	正常	0.957	0.713	0.853	0.934	正常
2		0.934	0.691	0.859	0.96	滚动体故障
3		0.913	0.714	0.888	0.946	滚动体故障
4		0.936	0.708	0.833	0.906	正常
5	外圈故障	0.682	0.914	0.784	0.699	外圈故障
6		0.737	0.924	0.83	0.753	外圈故障
7		0.694	0.916	0.787	0.711	外圈故障
8		0.754	0.796	0.876	0.789	内圈故障
9	内圈故障	0.766	0.749	0.892	0.793	内圈故障
10		0.793	0.775	0.901	0.816	内圈故障
11		0.779	0.761	0.897	0.804	内圈故障
12		0.716	0.838	0.833	0.741	外圈故障
13	滚动体故障	0.891	0.684	0.888	0.967	滚动体故障
14		0.814	0.672	0.9	0.865	内圈故障
15		0.917	0.684	0.867	0.971	滚动体故障
16		0.911	0.69	0.874	0.973	滚动体故障

表2 基于频域参数的初步诊断结果

Tab. 2 Primary diagnosis conclusions based on frequency-domain features

序号	实际状态	灰色关联度 $R$				识别结果
		Z	W	N	G	
1	正常	0.893	0.791	0.672	0.846	正常
2		0.853	0.786	0.728	0.726	正常
3		0.902	0.816	0.698	0.785	正常
4		0.88	0.781	0.679	0.914	滚动体故障
5	外圈故障	0.784	0.944	0.773	0.731	外圈故障
6		0.783	0.929	0.758	0.71	外圈故障
7		0.779	0.908	0.848	0.703	外圈故障
8		0.803	0.933	0.776	0.695	外圈故障
9	内圈故障	0.741	0.826	0.938	0.682	内圈故障
10		0.742	0.826	0.93	0.685	内圈故障
11		0.747	0.841	0.926	0.686	内圈故障
12		0.743	0.814	0.938	0.682	内圈故障
13	滚动体故障	0.82	0.75	0.68	0.92	滚动体故障
14		0.868	0.788	0.695	0.93	滚动体故障
15		0.863	0.778	0.69	0.943	滚动体故障
16		0.817	0.749	0.679	0.906	滚动体故障

别列出了16个测试样本在时域、频域和包络谱中基于灰色关联度的初步诊断结果。表中Z、W、N、G所在列分别表示测试样本与正常运行(Z)、外圈故障(W)、内圈故障(N)和滚动体故障(G)的灰色关联度。由表1可以看出, 基于时域参数的初步诊断结

表3 基于包络谱参数的初步诊断结果  
Tab. 3 Primary diagnosis conclusions based on envelope spectrum features

序号	实际状态	灰色关联度 $R$				识别结果
		Z	W	N	G	
1	正常	0.948	0.883	0.834	0.886	正常
2		0.915	0.894	0.881	0.871	正常
3		0.952	0.89	0.856	0.875	正常
4		0.939	0.883	0.833	0.886	正常
5	外圈故障	0.864	0.937	0.826	0.92	外圈故障
6		0.843	0.912	0.827	0.88	外圈故障
7		0.849	0.91	0.851	0.871	外圈故障
8		0.937	0.915	0.847	0.896	外圈故障
9	内圈故障	0.838	0.871	0.896	0.833	内圈故障
10		0.843	0.876	0.88	0.833	内圈故障
11		0.83	0.868	0.882	0.817	内圈故障
12		0.88	0.882	0.898	0.858	内圈故障
13	滚动体故障	0.857	0.904	0.803	0.935	滚动体故障
14		0.836	0.904	0.797	0.914	滚动体故障
15		0.883	0.915	0.816	0.938	滚动体故障
16		0.863	0.891	0.795	0.926	滚动体故障

果有 5 个测试样本识别错误。由表 2 可知，基于频域参数的初步诊断结果有 1 个测试样本识别错误。由表 3 可以看出，基于包络谱参数的初步诊断结果全部正确。

先将时域与频域的初步诊断结果合成，得到证据体  $S$ ；再将  $S$  与包络谱的初步诊断结果合成，即可得到融合诊断结果。表 4 为采用信息融合理论将基于振动加速度信号时域、频域和包络谱的初步诊断结果进行有效融合获得的最终结论。由表 4 可知，识别结果与实际情况是一致的。

分析结果表明，信息融合理论将风电机组轴承故障振动信号的时域、频域和包络谱信息加以分析

表4 融合诊断结果  
Tab. 4 Fusing diagnosis conclusions

序号	实际状态	灰色关联度 $R$				识别结果
		Z	W	N	G	
1	正常	0.326	0.2	0.192	0.281	正常
2		0.307	0.205	0.232	0.256	正常
3		0.316	0.209	0.214	0.262	正常
4		0.314	0.198	0.191	0.298	正常
5	外圈故障	0.206	0.361	0.223	0.21	外圈故障
6		0.215	0.346	0.23	0.208	外圈故障
7		0.207	0.341	0.256	0.196	外圈故障
8		0.245	0.294	0.249	0.212	外圈故障
9	内圈故障	0.215	0.243	0.339	0.203	内圈故障
10		0.22	0.248	0.326	0.206	内圈故障
11		0.217	0.25	0.33	0.203	内圈故障
12		0.212	0.273	0.318	0.196	内圈故障
13	滚动体故障	0.26	0.193	0.202	0.346	滚动体故障
14		0.256	0.208	0.217	0.319	滚动体故障
15		0.276	0.192	0.193	0.339	滚动体故障
16		0.269	0.193	0.197	0.341	滚动体故障

与合成，得出了比单一信息更精确、更完全的评估和决策。

## 4 结论

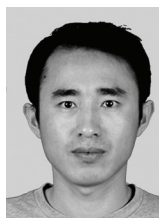
1) 针对风力机发电机组轴承故障具有高度复杂性、非稳定、非线性特征的特点，本文引入信息融合技术，提出了融合轴承振动加速度信号时域、频域和包络谱等多角度信息的风电机组轴承故障诊断模型。

2) 采用本文的方法能很好地识别风力发电机组轴承故障，能为现场实际提供快速有效的诊断，指导现场维修人员首先检查可能性最大的故障，为风电机组故障诊断提供了一种新的思路。

## 参考文献

- [1] 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.
- [2] 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.
- [3] 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).
- [4] 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).
- [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] 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).
- [7] 张宁, 周天睿, 段长刚, 等. 大规模风电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).
- [8] 迟永宁, 刘燕华, 王伟胜, 等. 风电接入对电力系统的影响[J]. 电网技术, 2007, 31(3): 77-81.  
Chi Yongning, Liu Yanhua, Wang Weisheng, et al. Study on impact of wind power integration on power system[J]. Power System

- Technology, 2007, 31(3): 77-81(in Chinese).
- [9] 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(in Chinese).
- [10] 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).
- [11] 赵明浩. 风力机故障特征分析与实验研究[D]. 北京: 清华大学, 2010.
- [12] 贺建军, 赵蕊. 基于信息融合技术的大型水轮发电机故障诊断[J]. 中南大学学报: 自然科学版, 2007, 38(2): 333-338.  
He Jianjun, Zhao Rui. Hydroelectric generating sets fault diagnosis based on information fusion technology[J]. Journal of Central South University of Technology: Science and Technology, 2007, 38(2): 333-338(in Chinese).
- [13] 安学利, 周建中, 刘力, 等. 基于熵权理论和信息融合技术的水电机组振动故障诊断[J]. 电力系统自动化, 2008, 32(20): 78-82.  
An Xueli, Zhou Jianzhong, Liu Li, et al. Vibration fault diagnosis for hydraulic generator units based on entropy weight theory and information fusion technology[J]. Automation of Electric Power Systems, 2008, 32(20): 78-82(in Chinese).
- [14] 邓聚龙. 灰色预测与决策[M]. 武汉: 华中理工大学出版社, 1986: 103-104.
- [15] 雷亚国, 何正嘉, 譬艳阳. 基于混合智能新模型的故障诊断[J]. 机械工程学报, 2008, 44(7): 112-117.  
Lei Yaguo, He Zhengjia, Zi Yanyang. Fault diagnosis based on novel hybrid intelligent model[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2008, 44(7): 112-117(in Chinese).
- [16] 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.
- [17] 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.
- [18] 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 ICIIS. Kharagpur, India: IEEE, 2008: 1-8.
- [19] 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): 117-123.  
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): 117-123(in Chinese).



安学利

收稿日期: 2011-04-28。

**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方面的研究工作, E-mail: anx1614@163.com;

蒋东翔(1963), 男, 教授, 博士生导师, 从事动力系统故障诊断方面的研究工作, 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方面的研究工作, E-mail: lsh05@mails.tsinghua.edu.cn。

(责任编辑 杜宁)