

# 融合粗糙集与神经网络的燃气轮发电机组振动故障诊断方法

李永德<sup>1</sup>, 李红伟<sup>1</sup>, 张炳成<sup>2</sup>, 杨洁<sup>1</sup>, 刘灏颖<sup>1</sup>, 张娇<sup>1</sup>

(1. 西南石油大学电气信息学院, 四川 成都 610500; 2. 新疆油田公司百口泉采油厂, 新疆 克拉玛依 834000)

**摘要:** 针对燃气轮发电机组振动故障诊断中可测参数难以直接反映机组故障状态的问题, 提出一种融合粗糙集理论和神经网络的燃气轮发电机组振动故障诊断方法。结合粗糙集对燃气轮发电机组振动信号原始特征数据进行约简, 减少冗余信息。将粗糙集与神经网络有机结合, 用优化了的神经网络诊断燃气轮发电机组振动故障。试验结果表明了所述方法的有效性, 为燃气轮发电机组振动故障的快速诊断提供了可参考的新思路。

**关键词:** 燃气轮发电机组; 故障诊断; 粗糙集; 神经网络

## Fault diagnosis of gas turbine generator set by combination of rough sets and neural network

LI Yong-de<sup>1</sup>, LI Hong-wei<sup>1</sup>, ZHANG Bing-cheng<sup>2</sup>, YANG Jie<sup>1</sup>, LIU Hao-ying<sup>1</sup>, ZHANG Jiao<sup>1</sup>

(1. School of Electrical Engineering and Information, Southwest Petroleum University, Chengdu 610500, China;

2. BKQ Production Plant, Petro China Xinjiang Oilfield Company, Karamay 834000, China)

**Abstract:** In view of the problem that fault diagnosis for gas turbine vibration generator set parameters is difficult to reflect the state of unit fault directly, a fusion of rough set and neural network for gas turbine generator set vibration fault diagnosis is presented. Rough sets theory is applied in reduction of the original features of the vibration signal characteristic value data to remove unnecessary attributes. An optimized neural network structure which is used to fault diagnosis of gas turbine generator set is established based on rough sets. The experimental results show that the method is effective and provides a new idea for gas turbine generator set vibration fault diagnosis.

**Key words:** gas turbine generator set; fault diagnosis; rough set theory; neural network

中图分类号: TP181; TM311 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2014)08-0090-05

## 0 引言

随着电力需求的增加, 发电规模不断扩大, 燃气轮发电机组的发电规模在电网中所占比例也不断增加<sup>[1-2]</sup>。其结构变得越来越庞大, 机组特性也变得复杂起来<sup>[3]</sup>, 机组故障的直接诊断是比较困难的。由于机组监测数据的多样性导致振动影响因素具有复杂性和耦合性, 通过理论分析难以获得故障特征和故障原因的对应关系。因此, 建立智能诊断系统确保机组的安全稳定运行, 对保障电网安全<sup>[4]</sup>意义重大。通过分析机组监测数据, 获取机组实时状态特性, 对确定机组内部存在的故障及其发展趋势十分重要。目前, 应用于燃气轮发电机组振动故障诊断主要有基于专家系统<sup>[5]</sup>、因果网络<sup>[6]</sup>、神经网络<sup>[7]</sup>、遗传算法<sup>[8]</sup>、粒子群算法<sup>[9]</sup>以及支持向量机<sup>[10]</sup>等方法。但这些方法在处理不确定信息时, 能力较弱。特别是对于燃气轮发电机组故障诊断这类特征信息

量大、信息不完备情况时, 寻求一种更为优越的故障预测方法势在必行。为提高故障诊断精度, 在故障诊断过程中常提取大量的故障征兆, 对故障模式进行更为全面的刻画。但在采用燃气轮发电机组监测数据作为描述故障模式的特征属性信息, 可能存在不一致或相互矛盾的情形; 对于两个故障实例, 可能存在故障特征属性值相同而故障类型不同的情况。1982年波兰学者 Pawlak 提出的粗糙集理论<sup>[11]</sup>, 能在保证信息不丢失的前提下, 进行规则提取、约简。实现决策系统的有效约简, 去除冗余信息, 减轻故障分类器的压力。基于粗糙集和神经元网络的故障诊断模型, 利用粗糙集对决策表约简的优势和神经元网络并行计算的优点, 实现故障的快速分类。

因此, 本文结合粗糙集和 BP 神经网络模型的特点, 结合粗糙集理论对决策表数据作离散化和约简处理, 减少干扰信息和冗余数据。基于粗糙集的知识获取能有效弥补 BP 神经网络处理大量复杂数

据效率低下的不足, 有效地提高故障诊断效率。文中利用粗糙集理论建立并简化特征属性与燃气轮发电机组振动故障特征间的对应关系, 提出基于粗糙集与 BP 神经网络结合的故障诊断方法, 将其用于机组的故障诊断中。通过实例验证该方法可行性和有效性, 对尽早发现机组故障类型和保障电力系统稳定运行具有重要意义。

## 1 粗糙集基本原理

粗糙集理论作为刻画不完整和非确定信息的数学工具, 能有效地处理冗余信息, 发现数据间潜在关系, 获取有用知识, 简化知识的决策表达, 同时不改变分类能力, 从而方便后期的处理和分类<sup>[11-13]</sup>。

粗糙集理论中, 研究对象被抽象为一个  $S = (U, A, V, f)$  的信息系统, 其中论域  $U$  为研究对象的有限非空集;  $A$  为属性的非空有限集,  $A = C \cup D$ ,  $C$  为条件属性,  $D$  为决策属性, 是属性值的集合;  $V = \cup V_a$ , 其中  $a \in A$ ,  $V_a$  为属性  $a$  的值域;  $f: U \times A \rightarrow V$  为信息函数, 为每一对象指定属性值。通过这种条件与决策属性间的二维关系, 就可构建出决策表。基于粗糙集的知识获取, 就是约简决策表。即去除原始决策表内属性中存在的大量非必须数据信息, 保留对模式分类有积极作用的数据, 提高数据在后期处理的效率, 达到简化决策知识的目的。

## 2 神经网络

目前, 神经网络模型主要有: BP、SOM、RBF、FBP 等网络模型<sup>[14]</sup>。其中, BP 神经网络是应用最为成熟的一种模型。BP 网络是一个由非线性变换单元组成的前向多层网络, 利用误差反向传播算法对网络进行训练。其由一个输入层、一个或多个隐层以及一个输出层构成的三层感知器反向传播前馈 BP 网络。网络中的每一层由一定数量的神经元构成, 这些神经元如同人的神经细胞一样是互相关联的, 其结构如图 1 所示。

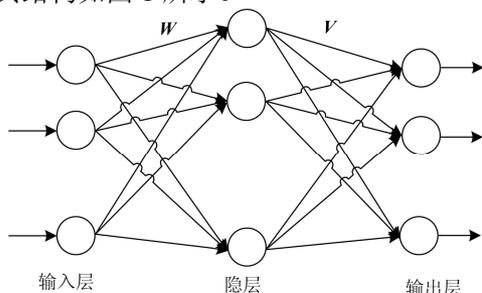


图 1 BP 神经网络结构图

Fig. 1 Structure of BP neural network

其中  $W$ 、 $V$  为连接权矩阵;  $W_{ij}$  为隐层第  $j$  个神经元与输入层第  $i$  个神经元间的连接权值;  $V_{kj}$  为输出层第  $k$  个神经元与隐层第  $j$  个神经元间的连接权值。BP 网络具有强大的并行计算能力, 在无需诊断和推理规则的情况下既可很好地处理非线性数据。但 BP 网络存在网络学习训练速度慢、易陷入局部极小点导的问题。

## 3 燃气轮发电机组振动故障样本特征参数提取

对来自燃气轮发电机组的振动轴系在线监测信号, 通过提取振动特征量来判断机组的性能, 实现机组状态监测。若采样数据直接用来构建故障样本知识库进行故障诊断, 会出现规模庞大、知识推理效率低等问题。通过总结燃气轮发电机组振动故障种类和特性, 对汽轮发电机组振动信号, 在 Matlab7.0 环境中, 将连续的属性值划分为若干个区间, 将频谱数据按 8 个频段幅值分量的能量作为征兆属性进行划分:  $0 \sim 0.39f$ ,  $0.40 \sim 0.49f$ ,  $0.5f$ ,  $0.5 \sim 1f$ ,  $1f$ ,  $2f$ ,  $3f$ ,  $> 3f$ 。频段幅值分量的能量相应计算公式为

$$S = \int |E_i(t)|^2 dt \quad (1)$$

式中:  $E_i = |C_{k,i}|^2$  为第  $i$  ( $i=1, 2, \dots, 8$ ) 个子频带的能量分量, 其中  $C_{k,i}$  为小波变换系数,  $k$  为分解尺度,  $i$  为分解的频带<sup>[15]</sup>;  $S$  为各子频带能量  $E_i$  的总能量。频段幅值分量的能量用分解频带信号能量占信号总能量的分数来表征, 则

$$P_i = [E_1 / S, E_2 / S, \dots, E_8 / S] \quad (2)$$

向量  $P_i$  即为相应的子频带幅值分量的能量。由挪威科技大学和波兰华沙大学联合开发的 Rosetta 知识决策分析软件, 提供了粗糙集中常见的离散化和约简算法。根据燃气轮发电机组振动故障信号的特性, 不同的故障在故障特征信号中低频率段部分和高频率段部分的能量幅值大小分布有所不同, 故离散化处理方式不同, 采用粗糙集软件 Rosetta 进行特征属性的离散化处理: 当  $i=1, 2, \dots, 5$ , 且  $0.3 < c_i \leq 0.99$  时,  $c_i=1$ , 否则  $c_i=0$ 。当  $i=6, 7, 8$ , 且  $0.2 < c_i \leq 0.99$  时,  $c_i=1$ , 否则  $c_i=0$ 。结果如表 1 所示。

表 1 中, 故障征兆集  $C = \{c_1, c_2, c_3, c_4, c_5, c_6, c_7, c_8\}$ ;  $V_{c_i} = \{0, 1\}$ ,  $i=1, 2, \dots, 8$ ; 决策属性集  $D = \{d\}$ 。每个故障用一个代码表示,  $V_D = \{d_0, d_1, d_2, d_3\}$ , 分别对应正常状态 10000、油膜振荡 01000、转子不平衡 00100、不对中 00010 这四种情况。再利用粗糙集软件 Rosetta 软件对表 1 实现约简, 结果如表 2 所示。

表 1 燃气轮发电机组典型振动故障特征值决策表  
Table 1 Decision table of gas turbine generator set typical vibration fault characteristic value

$U$	$c_1$	$c_2$	$c_3$	$c_4$	$c_5$	$c_6$	$c_7$	$c_8$	$D$
$x_0$	0	0	0	0	0	0	0	0	$d_0$
$x_1$	1	1	1	0	0	0	0	0	$d_1$
$x_2$	0	1	0	1	0	0	0	0	$d_1$
$x_3$	0	1	0	1	1	1	0	0	$d_1$
$x_4$	1	1	1	0	0	0	0	1	$d_1$
$x_5$	0	1	0	1	0	0	0	0	$d_1$
$x_6$	0	0	1	0	0	0	0	0	$d_1$
$x_7$	0	0	0	0	1	0	0	0	$d_2$
$x_8$	1	0	1	1	1	0	0	0	$d_2$
$x_9$	1	1	0	0	1	0	1	0	$d_2$
$x_{10}$	0	0	0	0	1	1	1	1	$d_2$
$x_{11}$	1	0	1	0	1	0	0	0	$d_2$
$x_{12}$	0	1	1	0	1	0	0	1	$d_2$
$x_{13}$	0	0	0	0	0	1	1	1	$d_3$
$x_{14}$	0	1	0	0	0	1	1	1	$d_3$
$x_{15}$	0	0	0	0	0	1	0	1	$d_3$
$x_{16}$	1	0	1	0	1	0	1	0	$d_3$
$x_{17}$	0	0	0	0	1	0	1	0	$d_3$
$x_{18}$	0	0	0	1	1	1	1	0	$d_3$
$x_{19}$	1	0	0	0	0	0	1	0	$d_3$
$x_{20}$	1	1	1	0	0	0	1	1	$d_3$

表 2 征兆属性约简后的故障诊断决策表  
Table 2 Decision table of fault diagnosis based on feature attribute reduction

$U$	$c_2$	$c_3$	$c_5$	$c_7$	$c_8$	$D$
$x_0$	0	0	0	0	0	$d_0$
$x_1$	1	1	0	0	0	$d_1$
$x_2, x_5$	1	0	0	0	0	$d_1$
$x_3$	1	0	1	0	0	$d_1$
$x_4$	1	1	0	0	1	$d_1$
$x_6$	0	1	0	0	0	$d_1$
$x_7$	0	0	1	0	0	$d_2$
$x_8, x_{11}$	0	1	1	0	0	$d_2$
$x_9$	1	0	1	1	0	$d_2$
$x_{10}$	0	0	1	1	1	$d_2$
$x_{12}$	1	1	1	0	1	$d_2$
$x_{13}$	0	0	0	1	1	$d_3$
$x_{14}$	1	0	0	1	1	$d_3$
$x_{15}$	0	0	0	0	1	$d_3$
$x_{16}$	0	1	1	1	0	$d_3$
$x_{17}, x_{18}$	0	0	1	1	0	$d_3$
$x_{19}$	0	0	0	1	0	$d_3$
$x_{20}$	1	1	0	1	1	$d_3$

#### 4 基于粗糙集和 BP 神经网络的燃气轮机振动故障诊断方法

利用粗糙集实现知识的简化, 并进行决策编码, 能准确地刻画决策条件属性与决策属性的关系, 为准确地诊断机组振动故障奠定了基础。利用粗糙集约简的燃气轮发电机组故障样本数据作为输入, 可有效弥补 BP 神经网络的前述劣势。通过减少干扰数据和冗余数据, 能有效地提高故障诊断效率, 解决了一般神经网络需要大量样本训练网络的缺点。方法主要用粗糙集理论对燃气轮发电机组振动故障关系表中的数据进行属性约简, 再输入 BP 神经网络中进行学习训练, 最后进行故障诊断。

基于粗糙集和 BP 神经网络的燃气轮机振动故障诊断方法主要步骤如下。

1) 采集振动特征数据, 建立故障关系表。通过对汽轮发电机组振动信号的检测和分析, 总结各特征参数与故障类型之间的关系, 得到故障关系表。

2) 数据离散化。由于机组的征兆特性大多以振动信号的频域特征来描述。通过确定不同频段上的幅值分量能量作为故障的征兆属性, 本文基于断点的离散化方法进行数据处理。

3) 粗糙集属性约简。对离散化后的样本数据, 结合粗糙集理论在保持决策表分类能力不变的情况下, 最大限度降低样本数据维度, 以提高后期神经网络训练的速度。

4) 训练。将约简后的样本数据输入 BP 神经网络进行训练, 训练完成后得到对故障具有分类能力的神经网络。

5) 测试。以约简的测试样本最小条件属性集输入训练后的神经网络, 得到诊断结果。

基于粗糙集理论和 BP 神经网络的算法流程如图 2 所示。

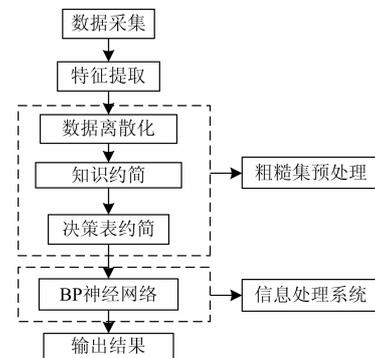


图 2 基于粗糙集理论和 BP 神经网络的算法流程  
Fig. 2 Algorithm process based on rough sets theory and BP neural network

用约简后的决策表作为神经网络的学习样本进行训练。目前, 尚无可靠的隐层神经元数目确定方法。需经反复调试, 比选实际误差情况加以设置, 当隐层节点数为12个时, 满足网络误差为0.01的条件。

将测试样本简化后获得的最小条件属性集作

为学习样本, 输入到隐层结构为12的BP网络。使用Matlab7.0环境对网络进行训练。训练结束后, 网络训练误差曲线如图3所示。输入振动故障测试样本属性约简后的样本集进行测试。其结果见表3所示。

表3 测试样本

Table 3 Test samples

序号	c <sub>1</sub>	c <sub>2</sub>	c <sub>3</sub>	c <sub>4</sub>	c <sub>5</sub>	c <sub>6</sub>	c <sub>7</sub>	c <sub>8</sub>
0	0.006 8	0.037 9	0.051 0	0.020 6	0.211 2	0.768 3	0.005 9	0.006 6
1	0.014 9	0.782 5	0.014 6	0.231 9	0.196 1	0.031 4	0.045 5	0.029 3
2	0.020 1	0.175 7	0.018 1	0.006 8	0.559 8	0.144 3	0.026 4	0.048 2
3	0.302 2	0.210 4	0.046 0	0.086 8	0.168 7	0.063 4	0.087 3	0.053 2
4	0.339 5	0.091 3	0.027 4	0.120 6	0.166 2	0.099 0	0.244 0	0.267 4
5	0.122 1	0.073 2	0.088 5	0.021 6	0.038 1	0.027 4	0.027 6	0.045 4
6	0.034 3	0.997 4	0.003 3	0.043 3	0.025 6	0.019 2	0.017 1	0.022 4
7	0.032 7	0.057 4	0.027 8	0.002 0	0.358 2	0.480 2	0.031 9	0.128 5
8	0.049 2	0.023 0	0.048 7	0.021 0	0.412 9	0.178 8	0.264 1	0.174 2
9	0.008 9	0.040 7	0.012 8	0.003 3	0.822 5	0.172 6	0.028 0	0.006 3

将测试样本简化后获得的最小条件属性集作为学习样本, 输入到隐层结构为12的BP网络。使用Matlab7.0环境对网络进行训练。训练结束后, 网络训练误差曲线如图3所示。

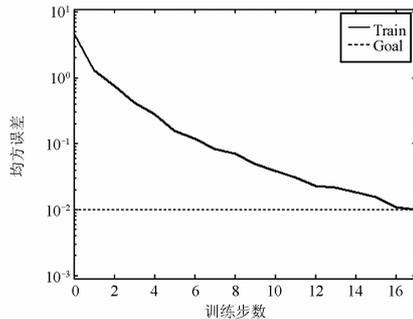


图3 融合粗糙集的神经网络训练误差曲线

Fig. 3 Fusion of rough set neural network training error curve

输入振动故障测试样本属性约简后的样本集进行测试。其结果如表4所示。

表4 神经网络目标输出与实际输出对照表

Table 4 Neural network target output and actual output table

序号	目标	BP神经网络输出	融合粗糙集与BP神经网络的输出
0	00000	00010	00000
1	01000	01000	01000
2	00100	00100	00100
3	00000	00100	00000
4	00010	01010	00010
5	00000	00000	00000
6	01000	01000	01000
7	00100	00110	00100
8	00010	00010	00010
9	00100	00100	00100

直接利用未采取粗糙集约简的样本集作为神经网络的训练样本集, 神经网络结构相同, 网络训练误差曲线如图4所示。输入表3中法人测试样本, 输出结果见表4所示。

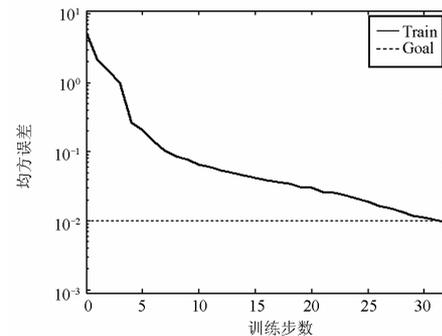


图4 BP神经网络训练误差曲线

Fig. 4 BP neural network training error curve

由表4和图3图4可知: 测试数据在未经粗糙集理论处理的情况下, 神经网络的训练步数为32, 故障识别率为60%; 在经粗糙集理论处理后, 网络的训练步数减少为17, 网络识别率为100%。通过对比, 融合粗糙集理论的神经网络训练速度更快, 故障识别率获得显著提升。

## 5 结论

提出了基于融合粗糙集与神经网络的燃气轮发电机组故障诊断方法。基于粗糙集的系统知识获取, 可以很好地解决故障诊断中监测数据特征冗余和不确定信息问题。使作为神经网络输入的原始数据集条件属性得到简化, 最大限度缩短了神经网络训练时间, 使其故障诊断性能得以提高, 对燃气轮发电

机组振动故障快速诊断具有实际意义。

### 参考文献

- [1] 方陈, 夏清, 孙欣. 考虑需求弹性的发电检修协调方法[J]. 电力系统保护与控制, 2011, 39(6): 38-44.  
FANG Chen, XIA Qing, SUN Xin. Unit maintenance coordination method considering demand elasticity[J]. Power System Protection and Control, 2011, 39(6): 38-44.
- [2] 张培高, 李兴源, 李政. 孤网频率稳定与控制策略研究[J]. 电力系统保护与控制, 2012, 40(15): 144-149.  
ZHANG Pei-gao, LI Xing-yuan, LI Zheng. Research on frequency stability and control strategy in isolated power grid[J]. Power System Protection and Control, 2012, 40(15): 144-149.
- [3] 国建鸿, 顾国彪, 傅德平, 等. 330 MW 蒸发冷却汽轮发电机冷却技术的特点及性能[J]. 电工技术学报, 2013, 28(3): 134-139.  
GUO Jian-hong, GU Guo-biao, FU De-ping, et al. Cooling characteristics and performance of the 330 MW evaporative cooling turbo generator[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2013, 28(3): 134-139.
- [4] 韩志勇, 徐衍会, 辛建波, 等. 水轮机组与电网耦合对电网动态稳定的影响[J]. 电工技术学报, 2009, 24(9): 166-170.  
HAN Zhi-yong, XU Yan-hui, XIN Jian-bo, et al. Effect of the coupling between hydraulic turbine set and power grid on power grid dynamic stability[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2009, 24(9): 166-170.
- [5] 蒋东翔, 倪维斗. 大型汽轮发电机组混合智能诊断方法的研究[J]. 清华大学学报, 1999, 39(3): 75-78.  
JIANG Dong-xiang, NI Wei-dou. Hybrid intelligent diagnostic method for large steam turbine generator sets[J]. Journal of Tsinghua University, 1999, 39(3): 75-78.
- [6] 陈长征, 刘强. 概率因果网络在汽轮机故障诊断中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2001, 21(3): 78-81.  
CHEN Chang-zheng, LIU Qiang. Applications of probabilistic causal network in fault diagnosis of turbine machinery[J]. Proceedings of the CSEE, 2001, 21(3): 78-81.
- [7] 万书亭, 李和明. 汽轮发电机组振动故障诊断中的改进 BP 算法[J]. 电力系统自动化, 2002, 26(6): 55-58.  
WAN Shu-ting, LI He-ming. Improved BP algorithm in vibration failure diagnosis of steam turbo-generator set[J]. Automation of Electric Power Systems, 2002, 26(6): 55-58.
- [8] 田质广, 周波, 张慧芬. 基于自适应遗传算法和 BP 网络的汽轮发电机组故障诊断[J]. 汽轮机技术, 2007, 49(4): 287-291.  
TIAN Zhi-guang, ZHOU Bo, ZHANG Hui-fen. Based on genetic algorithm improving BP network diagnosing steam turbine-generator set failure[J]. Turbine Technology, 2007, 49(4): 287-291.
- [9] 王永林. 汽轮发电机组的粒子群可拓故障诊断算法[J]. 电力系统保护与控制, 2010, 38(17): 87-90.  
WANG Yong-lin. Extension fault diagnosis for turbine-generator set based on PSO algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2010, 38(17): 87-90.
- [10] 彭文季, 罗兴铸. 基于粗糙集和支持向量机的水轮发电机组振动故障诊断[J]. 电工技术学报, 2006, 21(10): 117-122.  
PENG Wen-ji, LUO Xing-qi. Vibration fault diagnosis of hydro-turbine generating unit based on rough sets and support vector machine[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2006, 21(10): 117-122.
- [11] PAWLAK Z. Rough sets[J]. International Journal of Information and Computer Science, 1982, 11(5): 341-356.
- [12] 张文修. 粗糙集理论与方法[M]. 北京: 科学出版社, 2001.  
ZHANG Wen-xiu. Rough set theory and method[M]. Beijing: Science Press, 2001.
- [13] 张政超, 关欣, 何友, 等. 粗糙集理论数据处理方法及其研究[J]. 计算机技术与发展, 2010, 20(4): 12-16.  
ZHANG Zheng-chao, GUAN Xin, HE You, et al. Rough sets data processing method and its research[J]. Computer Technology and Development, 2010, 20(4): 12-16.
- [14] 王宏, 王文辉. 人工神经网络原理与应用[M]. 沈阳: 东北大学出版社, 2007.  
WANG Hong, WANG Wen-hui. Principle and application of artificial neural network[M]. Shenyang: Northeastern University Press, 2007.
- [15] 王奉涛, 马孝江, 邹岩昆, 等. 基于小波包分解的频带局部能量特征提取方法[J]. 农业机械学报, 2004, 35(5): 177-180.  
WANG Feng-tao, MA Xiao-jiang, ZOU Yan-kun, et al. Local power feature extraction method of frequency bands based on wavelet packet decomposition[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery, 2004, 35(5): 177-180.

收稿日期: 2013-07-29; 修回日期: 2013-11-11

作者简介:

李永德(1987-), 男, 硕士生, 从事故障诊断研究;

E-mail: liyongde321@163.com

李红伟(1977-), 男, 副教授, 从事分布式电网人工智能研究。