

基于粗糙集的适应型 Petri 网故障诊断模型研究

王建元, 潘超, 王娴, 李明

(东北电力大学, 吉林 吉林 132012)

摘要: 针对 Petri 网应用存在模型状态空间复杂度问题, 提出粗糙集与 Petri 网相结合的诊断算法, 利用粗糙集的关联规则挖掘算法将包含冗余信息的复杂系统简化, 从而解决了 Petri 网的状态空间随着实际系统的规模增大而呈指数性增长的“知识爆炸”问题。在 Petri 网的数学理论基础, 提出了改进的关联矩阵和状态方程计算方法, 提高了推理搜索速度, 同时将诊断问题转化为矩阵运算, 使复杂的推理转变为简单的数学计算。最后将该算法应用于直线感应电机参数优化诊断实例, 证明了该算法的有效性和快速性。

关键词: 粗糙集; Petri 网; 关联规则; 直线感应电机

Adaptive Petri nets modeling based on rough set for fault diagnosis

WANG Jian-yuan, PAN Chao, WANG Xian, LI Ming

(Northeast Dianli University, Jilin 132012, China)

Abstract: In order to resolve the problem that the Petri Net is restricted in the process of diagnosis in the complex system, Adaptive Petri Nets (APN) is ameliorated building fault diagnosis models aimed to accurately inspection troubles with some predigested incomplete and uncertain characteristic information of the monitoring system. Rough Set (RS) is adopted to deal with the flocks of data which is discrete, and the correlative information could be disinterred as using correlative rules mining. The composite algorithm exerting the preponderance in illation and diagnoses has expansive application potential. A parameter optimization and diagnosis example of the linear induction motor (SLIM) based on the theory is presented, the availability and efficiency of the method has been proved.

Key words: adaptive petri Net (APN); rough Set (RS); correlative information linear induction motor (SLIM)

中图分类号: TM76 文献标识码: A 文章编号: 1003-4897(2007)23-0014-05

0 引言

应用故障诊断技术能够及时准确地对各种异常状态做出诊断, 提高设备运行的可靠性、安全性和有效性, 把故障损失降低到最低水平。同时, 通过检测监视、故障分析、性能评价等措施, 可以为设备结构修改、优化设计等提供参考数据和信息。另外, 应用故障诊断技术能够帮助设备操作人员及早发现异常, 查明故障原因, 预测故障影响, 进行事前维修。

Petri 网^[1~6]是应用故障诊断领域的重要理论, 采用网状图形表示系统模型, 系统的动态行为可在 Petri 网的运行过程中体现出来。Petri 网能够结实系统结构, 并能形象表达系统的动态行为, 适用于描述并列或顺序发生的系统事件。然而在大型复杂系统模型中, Petri 网应用存在的主要问题是模型状态

空间的复杂性问题, 表现为随着实际系统的规模增大而呈指数性增长。粗糙集理论 (Rough Set) 是根据大量的、不完全的、有噪声的数据提取隐含的、有用信息的过程。以不可分辨关系划分所研究论述的知识, 形成知识表达系统, 利用上、下近似集逼近描述对象, 通过知识约简获取最简信息。

本文将粗糙集与适应型 Petri 网相结合, 在对监测信息有效约简的前提下, 采用改进的适应 Petri 网对系统进行诊断分析, 从而将 Petri 网方法应用于繁杂变化的系统诊断中。

1 粗糙集基本理论

粗糙集理论^[7,8]将样本集 $U=\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, 样本属性集 Q 和属性值域 V 组成的体系称为信息系统, 表示为 $S=\langle U, Q, V, f \rangle$ 。若属性集可分为条件属性集 C 和决策属性集 D , 即 $Q=C \cup D$, 且 $C \cap D = \emptyset$

Φ , 则可构建为决策系统。粗糙集以表的形式组织样本数据, 其行代表样本个体, 列代表属性, 可称此表为决策表, 记为 $S=(U, Q)$, 它是决策系统的表格表达方式。对于模式分类问题将以条件属性为判别因子, 而决策属性则表示样本个体的类别, 分类就是由个体的条件属性值确定个体的类别, 即决策属性值。对于决策表 $S=(U, Q)$, R 为属性集 Q 的子集, 决策表的不可分辨关系为:

$$IND(R) = \{(x, y) \in U^2 \mid \forall a \in R, a(x) = a(y)\}$$

粗糙集将依据条件属性或决策属性的不可分辨关系 $IND(R)$, 将样本划分为若干个不同的类, 依据条件属性划分的称为条件类, 依据决策属性划分的则为决策类, 每类各个体在给定的属性集上取值都相同。粗糙集将由此发现属性间的依赖关系, 从而将条件属性对决策属性的映射关系表示为一组分类决策规则。对于任意一个样本子集, 其不可分辨关系 $IND(R)$ 的上近似和下近似分别定义如式 (1) 和式 (2) 所示:

$$\bar{R}X = \bigcup \{x_i \in U \mid [x_i]_{IND(R)} \cap X \neq \emptyset\} \quad (1)$$

$$RX = \bigcup \{x_i \in U \mid [x_i]_{IND(R)} \subseteq X\} \quad (2)$$

在算法过程概括方面, 可通过定义支持度 δ 和信任度 σ 描述。如式 (3) 和式 (4) 所示:

$$\delta = \frac{Card(X_i \cap Z)}{Card(U)} \quad (3)$$

$$\sigma = \frac{Card(X_i \cap Z)}{Card(Q)} \quad (4)$$

其中: Z 表示样本的不同属性值, $Card$ 表示不同样本属性取值相同的统计数。

对决策表进行约简时可以采用计算属性重要度的方法, 定义属性 c_i 对于 d 在 C 中的重要性如式 (5) 所示:

$$\gamma_{c_i} = \delta_C(d) - \delta_{C-c_i}(d) \quad (5)$$

2 适应型 Petri 网模型

Petri 网的结构元素主要包括库所 (place)、变迁 (transition) 和有向弧 (arc)。库所用于描述可能的系统局部状态, 变迁用于描述修改系统状态的事件, 有向弧是连接库所和变迁的元素, 它描述的是系统状态变化的方向。标记包含在库所中, 其动态变化表示系统中的不同状态。库所/变迁系统又称 P/T 系统, 是一类以资源流动为特性的 Petri 网系统。

2.1 传统 Petri 网

传统 Petri 网^[9,10]一般包括关联矩阵 Y 、网络表

示矩阵 M 和点火序列 U 等。关联矩阵 Y 用于描述 Petri 网的拓扑结构, 元素按式 (6) 求取:

$$Y(p, t) = \begin{cases} -w(p, t), & \text{iff } (p, t) \in F; \\ w(p, t), & \text{iff } (t, p) \in F; \\ 0, & \text{default} \end{cases} \quad (6)$$

其中: $w(p, t)$ 表示从库所 p 到变迁 t 的有向弧的权, $(p, t) \in F$ 表明从 p 到 t 存在有向通路。库所中的令牌 (token) 表示库所的初始标记状态, 这些库所的初始状态用初始标识向量 M_0 表示。向量 U 为变迁 T 集合的触发点火序列。为反映系统的状态变化, 可用式 (7) 方程对 Petri 网状态进行描述:

$$M = M_0 + Y^T X \quad (7)$$

传统 Petri 网描述的系统的动态行为表现为资源的流动, 包括物资资源和信息资源。变迁的点火将消耗变迁输入库所中的资源, 并在变迁输出库所中产生新的资源。如果网中的资源被某个变迁占用, 就不能再被其它的变迁使用。从而引起冲突、冲撞、死锁等现象^[7]。传统 Petri 网的动态特性难以描述以上事件特性, 所以有必要针对事件诊断问题的特性对传统 Petri 网进行适当改造, 从而使其能够表达事件的演变和传播特性。

2.2 适应型 Petri 网

适应型 Petri 网^[11] (APN) 是为适应事件状态改变的过程和结果, 并对传统 Petri 网进行再次定义: $S=(P, T, F, H, W, G, M_0)$ 。其中, $H: P \rightarrow (0,1)$ 为 Petri 网的容量函数。 $W=\{w_i\}(i=1,2,\dots,n)$, 为权函数, $\forall w_i \in W: w_i \equiv 1$ 。 G 为变迁时间标签集合, $G_j(n)$ 表示变迁 G_j 在时刻 n 点火, 变迁点火后, $G=G+\{G_j(n)\}$ 。引入变迁时间标签集合能够标识事件传播路径, 同时防止变迁的反复点火。 $M_0=\{M_0(p_1), M_0(p_2), \dots, M_0(p_n)\}$ 称为初始标识, 表示为异常状态在系统中的分布。Petri 网库所中令牌为 1 表示存在异常状态, 否则表示状态正常。适应 Petri 网中的令牌依照变迁使能规则和点火规则不断在库所中衍生, 该过程描述了网络的动态特性, 也反映了事件信息在系统中的产生和演变过程。

对于 Petri 网 S , 事件集和变迁集分别为 $P=\{p_i\}(i=1,2,\dots,n)$ 和 $T=\{t_j\}(j=1,2,\dots,m)$, 则 S 的关联矩阵 $Y=[y_{ij}]$ 表示为式 (8):

$$M_{k+1} = M_k \oplus (Y \otimes U) \quad (8)$$

其中: M_k, M_{k+1} 分别为 k 时刻变迁点火的初始标识集和结果集; U 为 k 时刻变迁点火序列, 是由 0, 1 组成的 $m \times 1$ 列矩阵, 通过变迁点火序列 U , 可以根据关联矩阵触发相关事件和变迁, 从而使得故障

能够得到传播。为了使状态方程符合事件传播特性，引入标识算子“ \oplus ”和“ \otimes ”：

$\forall a, b, c \in R^{1 \times n}$: $c = a \oplus b$, 则:

$$c_i = \vee(a_i, b_i), 1 \leq i \leq n;$$

$\forall Y \in R^{n \times m}, U \in R^{m \times 1}$, 则

$$Y \otimes U = \begin{bmatrix} c_{11}, c_{12}, \dots, c_{1m} \\ c_{21}, c_{22}, \dots, c_{2m} \\ \vdots \\ c_{n1}, c_{n2}, \dots, c_{nm} \end{bmatrix} \otimes \begin{bmatrix} u_1 \\ u_2 \\ \vdots \\ u_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \vee_{j=1}^m y_{1j} \times u_j \\ \vee_{j=1}^m y_{2j} \times u_j \\ \vdots \\ \vee_{j=1}^m y_{nj} \times u_j \end{bmatrix} \quad (9)$$

其中: 算子符号“ \vee ”为取最大值, 按照该状态方程求解, 在任何标识下的变迁点火后, 库所的令牌值都只能为 0 或者 1。

3 基于粗糙集的适应型 Petri 网故障诊断算法

首先, 根据所采集的冗余数据, 建立多属性的信息系统, 其次, 利用粗糙集原理对决策表进行处理, 然后按照如下步骤对处理后的决策表进行垂直约简:

- (1) 删除表中相同的规则;
- (2) 消除表中多余的条件属性;
- (3) 简化决策规则, 即删除分类规则中多余的属性, 只保留必要的属性;
- (4) 进一步进行决策算法最小化, 从简化的决策表中去除冗余决策项;
- (5) 利用得到的决策规则进行决策活动。

通过上述过程, 将剩余属性重新组合, 再进行水平约简, 利用公式(5)计算各属性重要性, 可得决策表的精简集。

根据所得精简集参数建立适应型 Petri 网故障树模型^[9], 并构造关联矩阵。同时引入变迁时间标签存储变迁信息。诊断建模和求解算法过程如下:

步骤 1 通过粗糙集约简获取复杂系统诊断问题的逻辑关系, 如故障树或知识库, 建立诊断问题的故障 Petri 网模型;

步骤 2 确定对应故障征兆和目标故障的初始库所和目标库所, 根据初始标识求出关联矩阵 Y ; 初始时间标签计数器 $t=0$;

步骤 3 由当前标识 M 根据变迁使能规则求出变迁点火序列 U , 若有 t_i (t_i 表示一个或多个变迁)能够点火, 则转步骤 4, 否则转步骤 5;

步骤 4 在 $t=n$ 时刻, 变迁 t_i 点火后, 新标识 M_n 可以按照变迁点火规则或由公式 (8)、(9) 求出。然后将触发变迁加上时间标签 $t=t+1$, 插入变迁时间标签集合, 即 $G = G + \{t_i(n)\}$, 再转步骤 3;

步骤 5 取最后的标识为系统结果状态, 从该标识判断目标库所是否包含令牌, 若含有令牌, 则说明该故障发生, 反之则无故障。

最后由网络初始状态, 结合使能规则和点火规则, 对系统进行诊断分析。

4 实例及算法比较

直线感应电机^[12]可看作由旋转感应电机展开而得到, 其工作原理与旋转感应电机相同。直线感应电机的内部结构参数的工作状态直接影响整机性能。内部系统的状态信息主要体现在气隙参数、极距变动、次极宽度等方面, 通过对这些属性的分析, 可以提取足够的特征信息, 判别系统的工作状态, 以达到诊断系统故障的目的。

4.1 技术状态监测中的参数优选

在监测直线感应电机不同工作状态的基础上, 得到其处于不同状况时的标准样本^[8]。通过等距离散化算法, 建立决策表, 如表 1 所示。其中, 条件属性 $C = \{c_i\}, 1 \leq i \leq 9$, 表示直线感应电机内部结构模型参数; 决策属性 $D = \{d\}$ 表示功率因数 $\cos \phi$, $d_1=1$ 为正常状态, $d_2=0$ 为故障状态。

利用公式 (5) 计算各属性重要度, 可得决策表的核为 $\{c_5, c_7, c_8\}$ 。为避免在约简过程中部分关联规则的丢失, 选取 $\{c_2, c_3, c_5, c_7, c_8\}$ 为测量参数集, 测量参数集的确定并不唯一。

表 1 直线感应电机监测参数决策表
Tab.1 Slim parameters of decision table

	条件属性									决策属性
	c_1	c_2	c_3	c_4	c_5	c_6	c_7	c_8	c_9	D
	0	0	0	1	0	0	1	1	1	1
	1	1	0	0	0	1	1	1	0	1
	1	0	0	0	0	1	0	0	1	0
样	0	0	1	1	1	0	0	1	1	0
本	1	1	1	0	1	1	0	0	1	0
	1	1	0	0	0	1	1	1	0	1
	1	1	0	0	1	0	1	0	1	0
	0	1	1	0	1	0	1	0	1	0
	0	1	1	0	0	1	0	1	0	1
	0	1	1	1	1	1	1	1	0	0

4.2 基于适应型 Petri 网的诊断分析

由参数优选所得的测量参数集建立故障树, 如图 1(a)所示, 其中 S_1, S_2, S_3, S_4, S_5 , 为底事件, 表示不同参数事件 c_5, c_7, c_2, c_8, c_3 , 即不同样本

参数选取时产生的事件征兆;引入中间事件 E_1, E_2, E_3 , 表示不同事件征兆引起的相关事件变迁; T 为顶事件, 表示目标故障。在此基础上建立适应型 Petri 网模型, 如图 1(b)所示。

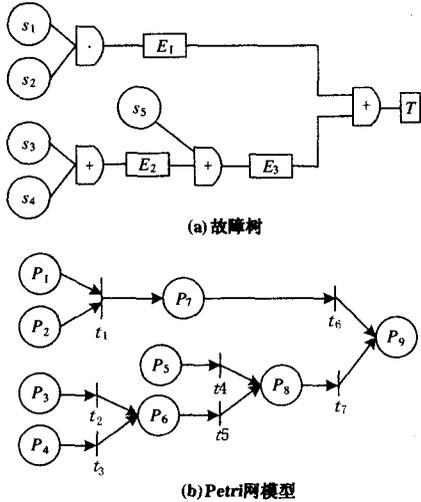


图 1 根据优选参数建立的故障树及 Petri 网模型
Fig.1 Fault tree and Petri net model based on optimized parameters

对图 1 (b) 所示系统进行诊断分析, 在 $t=0$ 时刻, 假设起始事件征兆, 得出 Petri 网初始标识为 $M_0=(0,0,0,1,0,0,0,0,0)$, 变迁时间标签集合 G 为空, Petri 网的关联矩阵为:

$$Y = \begin{matrix} & P_1, P_2, & \dots & & \dots & & P_9 \\ \begin{matrix} t_1 \\ t_2 \\ t_3 \\ t_4 \\ t_5 \\ t_6 \\ t_7 \end{matrix} & \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \end{matrix}^T$$

根据使能规则, 由初始标识知变迁 t_3 可点火, 则点火变迁序列 $U=[0,0,1,0,0,0,0]^T$ 。 t_3 点火后, 由公式(10)计算得 $M_1=(0,0,0,1,0,1,0,0,0)$, 然后将变迁 t_3 加入时间标签集合 $G=\{t_3(0)\}$, $t=t+1$; 再根据使能规则, 知变迁 t_5 可点火, 点火变迁序列 $U=[0,0,0,0,1,0,0]^T$ 。同理, 由公式 (2.8) 计算得 $M_2=(0,0,0,1,0,1,0,1,0)$, 将 t_5 加入变迁时间标签集合 $G=\{t_3(0), t_5(1)\}$, $t=t+1=2$ 。依此类推, 可推理得 $M_3=(0,0,0,1,0,1,0,1,1)$, $G=\{t_3(0), t_5(1), t_7(2)\}$, $t=3$ 时到达顶事件, 无变迁使能。从上述运算所得状态标

识 $M_3=(0,0,0,1,0,1,0,1,1)$ 获取信息, 目标库所 p_9 存在令牌, 说明系统出现故障, 通过变迁时间标签集合 $G=\{t_3(0), t_5(1), t_7(2)\}$ 可查找出故障传播途径为 $p_4 \rightarrow t_3 \rightarrow p_6 \rightarrow t_5 \rightarrow p_8 \rightarrow t_7 \rightarrow p_9$ 。

与传统的 Petri 网相比, 适应型 Petri 网具有以下特点:

1) 从计算过程中可以看出, 由于点火变迁序列的引入, 使得系统变化前的状态得到记录, 从而使令牌资源在传播转移后, 仍然能够保持在初始事件中。这样做的目的是可以通过对比变迁点火初始集和结果集, 可以得到具体的故障信息。适应型 Petri 网中流动的是故障信息, 变迁点火后其输入库所中令牌数目并不发生变化。

2) 另外, 从适应型 Petri 网模型可以看出, 一因多果、竞争关系可以得到很好的描述。因此可以用来描述设备故障事件之间的上述逻辑关系。

4.3 算法比较

运用本文所提出的方法得到的结果与决策树分解数据库^[13]以及经遗传算法挖掘关联规则^[14]计算得出的结果对比分析, 结果如表 2 和图 2 所示。

表 2 本文算法与决策树分解法结果比较

Tab.2 Result comparisons between proposed algorithm and decision tree algorithm

	τ	$\delta c(d)$	τ'
本文算法	6	8.3%	2
决策树分解法	8	4.2%	1

其中: τ 为关联规则数, $\delta c(d)$ 为关联规则支持度, τ' 为消除噪声数。

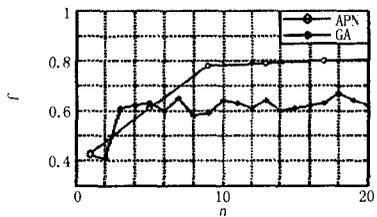


图 2 本文算法与遗传算法结果对比
Fig.2 Result comparisons between proposed algorithm and GA algorithm

其中: n 为不同算法的计算步数, $f=\sum \omega_i \delta_i$ 为定义规则支持度适应函数, 表示不同故障发生的整体支持度。

通过对比得出: 在数据处理分析方面, 运用本文所提算法得到的规则支持度以及去除噪声方面均优于决策树算法; 在故障诊断方面, 将推理搜索和编码化的诊断过程相结合使得本算法在收敛性及收敛速度上均优于遗传算法。

5 结论

本文鉴于 Petri 网对动态系统进行故障诊断存在的状态空间复杂度问题, 提出在改进 Petri 网的基础上, 将粗糙集与之相结合的方法。文中先利用粗糙集处理数据, 运用改进粗糙集理论的属性约简算法及关联规则的数据挖掘方法; 然后对系统故障诊断的适应型 Petri 网进行分析, 在传统 Petri 网络的基础上, 进一步完善了该故障诊断方法。

基于粗糙集的适应型 Petri 网的模型能够充分挖掘复杂系统多种属性隐含的关联规则, 并针对故障决策属性的并发和传播特性进行诊断分析, 其推理算法具有并行推理能力, 同时可以得到推理后系统的全部状态值, 也可以利用变迁时间标签集合方便快速地找出故障的传播路径, 最后通过算例对比, 验证了所提算法的有效性和快速性。

参考文献

- [1] Fountas N A, Hatzigiorgiou N D. Hierarchical Time-Extended Petri Nets as a Generic Tool for Power System Restoration[J]. IEEE Trans on Power Systems, 1997, 12(2): 837-843.
- [2] Racoceanu D, Minca E. Fuzzy Petri Net for Monitoring and Recovery[J]. IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2003, 2(3): 4318-4324.
- [3] 王建元, 纪延超. 模糊 Petri 网络知识表示方法及其在变压器故障诊断中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2003, 23(1): 121-125.
WANG Jian-yuan, JI Yan-chao. Application of Fuzzy Petri Nets Knowledge Representation in Electric Power Transformer Fault Diagnosis[J]. Proceeding of the CSEE, 2003, 23(1): 121-125.
- [4] 任惠, 米增强. 基于编码 Petri 网的电力系统故障诊断模型研究 [J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(20): 44-49.
REN Hui, MI Zeng-qiang. Power System Fault Diagnosis Modeling Techniques Based on Encoded Petri nets[J]. Proceedings of CSEE, 2005, 25(20): 44-49.
- [5] 孙静, 秦世引. 一种基于 Petri 网和概率信息的电力系统故障诊断方法[J]. 电力系统自动化, 2000, 27(13): 10-14.
SUN Jing, QIN Shi-yin. A Fault Diagnosis Method for Power Systems Based on Petri Nets and Probability Information[J]. Automation of Electric Power Systems, 2000, 27(13): 10-14.
- [6] 玄志成, 陈章位. 基于 Petri 网的复合故障诊断方法的研究[J]. 机械科学与技术, 1999, 18(2): 291-293.
XUAN Zhi-cheng, CHEN Zhang-wei. Research on Compound Fault Diagnosis Method Based on Petri Nets[J]. Mechanical Science and Technology, 1999, 18(2): 291-293.
- [7] 莫娟, 王雪. 基于粗糙集理论的电力变压器故障诊断方法[J]. 中国电机工程学报, 2004, 24(7): 162-167.
MO Juan, WANG Xue. Diagnostic Model of Insulation Faults in Power Equipment Based on Rough Set theory[J]. Proceedings of CSEE, 2004, 24(7): 162-167.
- [8] 杭小树, 熊范纶. 基于粗糙集理论的示例学习研究 [J]. 浙江大学学报, 2002, 29(3): 346-354.
HANG Xiao-shu, XIONG Fan-lun. Study on Learning From Examples Based on Rough Sets Theory[J]. Journal of Zhejiang University, 2002, 29(3): 346-354.
- [9] 丁彩虹, 黄文虎. 基于行为 Petri 模型的诊断推理研究 [J]. 哈尔滨工业大学学报, 2001, 33(2): 158-161.
DING Cai-hong, HUANG Wen-hu. Behavior Petri Model Based on Diagnostic Inference[J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2001, 33(2): 158-161.
- [10] 赵洪山, 杨奇逊. 基于冗余嵌入 Petri 网技术的变电站故障诊断. 电力系统自动化[J], 2002, 25(2): 32-35.
ZHAO Hong-shan, YANG Qi-xun. Substation Fault Diagnosis Based on Petri Nets Embedding[J]. Automation of Electric Power Systems, 2002, 25(2): 32-35.
- [11] 王建元, 纪延超. Petri 网络在变压器故障诊断中的应用[J]. 电网技术, 2002, 26(8): 21-24.
WANG Jian-yuan, JI Yan-chao. Application of Petri Nets in Transformer Fault Diagnosis[J]. Power System Technology, 2002, 26(8): 21-24.
- [12] 郭慧浩, 范瑜. 自适应遗传算法在直线感应电机参数优化中的应用[J]. 防爆电机, 2005, 40(3): 16-18.
GUO Hui-hao, FAN Yu. Application of Adaptive Genetic Algorithm for Parameter Optimization of Linear Induction Motor [J]. Explosion Proof Electric Machine, 2005, 40(3): 16-18.
- [13] 王庆东, 马昕. 基于粗糙集属性度量得数据库分解方法[J]. 浙江大学学报, 2004, 38(9): 1196-1199.
WANG Qing-dong, MA Xin. Database Decomposition Approach with Rough Set Based on Feature Selection Measure[J]. Journal of Zhejiang University, 2004, 38(9): 1196-1199.
- [14] 张志立, 张鹏. 一种基于遗传算法的关联规则挖掘模型[J]. 郑州大学学报, 2004, 36(3): 19-20.
ZHANG Zhi-li, ZHANG Peng. A Modeling of Association Rule Discovering Theory Based on Genetic Algorithm[J]. Journal of Zhengzhou University, 2004, 36(3): 19-20.

收稿日期: 2006-08-30; 修回日期: 2007-09-15

作者简介:

王建元 (1971-), 男, 副教授, 博士, 硕士生导师, 长期从事电力电子技术和电力系统状态检测诊断的研究; E-mail: free1971@163.com

潘超 (1981-), 男, 硕士研究生, 从事电力系统稳定及故障诊断分析的研究。