

# 基于 BPN 方法的电网故障诊断

孟祥忠<sup>1</sup>, 隋媛媛<sup>1</sup>, 王立刚<sup>1</sup>, 张秀娟<sup>2</sup>

(1. 青岛科技大学自动化与电子工程学院, 山东 青岛 266042; 2. 山东科技大学信息与计算机科学学院, 山东 青岛 266510)

**摘要:** 针对电网发生故障时, 故障信息不完整或不确定, 难以得到正确结论, 以及贝叶斯理论虽在解决不完整数据上具有优势但不能大规模建模的问题, 定义了贝叶斯 Petri 网(BPN), 提出了基于 BPN 方法的电网故障诊断算法。利用某电网对该算法进行验证, 结果表明, 该算法能够快速准确诊断故障元件, 提高了诊断的容错性。

**关键词:** 故障诊断; 贝叶斯网络; BPN; 电网

## Fault diagnosis of power net based on BPN

MENG Xiang-zhong<sup>1</sup>, SUI Yuan-yuan<sup>1</sup>, WANG Li-gang<sup>1</sup>, ZHANG Xiu-juan<sup>2</sup>

(1. College of Automation and Electronic Engineering, Qingdao University of Science and Technology, Qingdao 266042, China;

2. College of Information and Computer Application, Shandong University of Science and Technology, Qingdao 266510, China)

**Abstract:** Focused that fault information lost or distorted lead to get inaccurate conclusion when power net is in fault, and Bayesian theory is not able to resolve the problem of large scale modeling though solving incomplete data effectively, the paper defines Bayesian Petri Net (BPN). And then it proposes a fault diagnosis algorithm of power net based on BPN. The result of verification of the algorithm through some power net proves that the algorithm is able to locate the fault area and identify fault unit accurately and quickly. As the same time, the algorithm enhances fault tolerance capability of fault diagnosis.

**Key words:** fault diagnosis; Bayesian net; BPN; power net

中图分类号: TP393; TM711 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2009)17-0008-05

## 0 引言

随着现代社会生产力水平的不断提高, 电能用户对于供电可靠性特别是连续性的要求越来越高, 同时, 现在电力系统的互联规模和运行的复杂性也在不断增大, 使得电网故障造成的损失较以往大大增加。然而由于自然、人为等多种因素的影响, 故障不可避免。这就要求当电力系统发生故障时, 运行人员能够迅速准确地判断故障区域, 识别真正的故障元件, 以便将其隔离并给予后续的故障恢复提供可靠依据, 增强供电的可靠性和连续性。因此国内外先后提出了多种电网故障诊断的方法, 如专家系统, 模糊理论, Petri 网<sup>[1]</sup>、模糊 Petri 网、贝叶斯理论等。这些方法各有特点, Petri 网能够解释系统的结构和动态行为的重要信息, 图形化地表达系统的模型, 通过简单的矩阵计算即可快速获得诊断结果<sup>[2]</sup>, 模糊 Petri 网具有知识表达与推理能力, 但 Petri 网和模糊 Petri 网完全依赖于先验知识, 对于不确定信息的容错能力不甚理想; 贝叶斯网络对于解决复杂系统不确定因素引起的故障具有

很大的优势, 被认为是目前不确定知识表达和推理领域最有效的理论模型<sup>[2,3]</sup>, 但是贝叶斯网络不能实现较大规模的建模。文献[4]提出对电网元件采用模糊 Petri 网进行故障诊断, 但是, 电网规模庞大, 若仅以元件进行建模, 则耗时费力, 无法实现快速定位故障。文献[5]采用正向推理与反向推理结合的方法判断故障, 使得诊断过程复杂, 降低了整个诊断过程的速度。文献[6]中的方法在选取冗余矩阵时, 由于没有一个特定的规则所以存在一定的难度, 给分析带来不便。

基于电网复杂结构, 繁多元件, 本文尝试将朴素贝叶斯网络和 Petri 网相结合地解决电网故障诊断问题的上述问题。首先采用文献[7]中的方法确定可能故障区域, 然后采用 BPN 直接建立故障诊断模型, 处理不完整数据, 进行故障元件的判断。

## 1 贝叶斯网络分类原理

贝叶斯分类器是一种典型的基于统计方法的分类模型。它以贝叶斯定理为理论基础, 巧妙地将事件的先验概率与后验概率联系起来, 利用先验信息

和样本数据确定事件的后验概率<sup>[8]</sup>。令  $U = \{X_1, X_2, \dots, X_n, C\}$  是离散变量的有限集, 其中  $X_1, X_2, \dots, X_1, X_2, \dots, X_n, X_n$  是属性变量, 类变量的取值范围为  $\{c_1, c_2, \dots, c_m\}$ ,  $x_i$  是属性  $X_i$  的取值。假设给定一个故障样本  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ , 其各个属性值分别为  $x_1 = a_1, x_2 = a_2, \dots, x_n = a_n$ , 此故障样本属于类变量  $C$  中某个故障类  $c_k$  的概率为  $P(C = c_k | x_1 = a_1, x_2 = a_2, \dots, x_n = a_n)$ , 若此故障样本属于某个故障类的此概率最大, 则该故障样本就对应此故障类。根据贝叶斯定理:

$$P(C_k | X) = \frac{P(X | C_k)P(C_k)}{P(X)} \quad (1)$$

其中:  $P(X)$  对于所有故障类均为常数,  $P(c_j)$  为类  $c_j$  的先验概率, 即根据以往的数据分析得到类  $c_j$  发生的概率; 当属性的个数非常多时,  $P(X|C_k)$  的计算量较大。因此本文采用朴素贝叶斯分类假设, 样本  $X$  的条件概率计算如式 (2)。

$$P(X | C_k) = \prod_{i=1}^n P(x_i | C_k) \quad (2)$$

虽然对于朴素贝叶斯网络, 只有条件独立性完全独立, 式 (1) 才能给出正确的类后验概率估计, 但文献[9]与文献[10]均证明指出即使属性之间的依赖性很强, 朴素贝叶斯网络仍能获得好的分类精度, 而文中的算例也证明了这点。

## 2 Bayesian Petri Net

### 2.1 Bayesian Petri Net 基本定义

定义 1. 一般 BPN 可用六元组标识  $\Sigma = (P_c, S, P_o, T, C, \theta, \delta)$ , 其中:

$P_c = \{p_{c1}, p_{c2}, \dots, p_{cn}\}$  是有限维库所集合, 表示 Bayesian 网络中的样本的条件属性;

$P_o = \{p_{o1}, p_{o2}, \dots, p_{on}\}$  是有限维库所集合, 表示 Bayesian 网络中样本的决策属性;

$S = \{S_1, S_2, \dots, S_y\}$  是有限维库所集合, 表示条件属性与决策属性的过渡状态;

$T = \{t_1, t_2, \dots, t_m\}$  是有限维变迁集合;

$C$ : Bayesian 网络中的分类类别;

$\theta: P \rightarrow [0, 1]$ , 是从库所到实数  $[0, 1]$  的映射, 表示各个样本条件属性的先验概率;

$\delta: P \rightarrow [0, 1]$ , 是从库所到实数  $[0, 1]$  的映射, 表示样本决策属性的后验概率。

在故障诊断的应用中,  $P_c$  表示故障样本的条件属性, 取值为 0 或 1; 当条件属性为 1 时, 表示故障的某个条件成立。  $P_o$  表示的决策属性代表了可能发生故障元件, 取值为 0 或 1, 当取值为 1 时, 表示该元件发生故障。变迁分为 2 种, “与变迁”和“或变迁”。与变迁表示几个条件同时成立, 故障才能发生;

或变迁表示只要条件之一发生, 故障就出现。

### 2.2 BPN 的图形表示

BPN 图形由表示不同物理含义的节点和有向弧组成。节点有两个独立的子集, 分别是库所集  $P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$  和变迁集  $T = \{t_1, t_2, \dots, t_m\}$ 。库所节点由圆圈“O”表示, 与变迁由“|”表示, 或变迁由“||”表示。条件为真以及故障出现时, 在库所里置入一个“●”表示。输入弧的方向为库所到变迁, 输出弧的方向为变迁到库所, 有向弧的权函数均为 1, 省略标注。

Bayesian PN 是以图形化的方式来表达不确定性信息的概率模型, 使节点间的条件关系得到最直观表示, 又能采用 PN 的并发特性。简单 BPN 模型示于图 1、2。其中图 1 是判断断路器是否存在拒动现象。

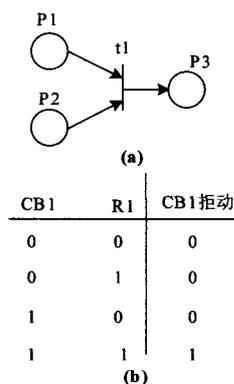


图 1 与变迁实例

Fig.1 The example of and-transition

(a) 为 BPN 模型。P1 表示 CB1 状态, P2 表示 R1 状态, P3 表示 CB1 是否存在拒动故障。前两者是故障样本, 后者表示故障类型。t1 是与变迁, 表示只有 P1 与 P2 都有托肯时, t1 才激发, 使得 P3 得到托肯。(b) 表示各库所中的托肯数目, 即故障样本的条件属性和决策属性。当 CB1、R1 的托肯数目为 1 时表示 CB1、R1 动作, 为 0 时表示未启动, 当 CB1 拒动的托肯数为 1 时, 表示 CB1 存在拒动现象。令 a, b 为 P1, P2 的属性值, c 为 P3 的属性值, CB1 拒动的全验概率为:

$$p(c=1) = \sum_{P1, P2} P(a, b, c) =$$

$$\sum_{P1} p(a) \sum_{P2} [p(c=1 | a, b)] =$$

$$\sum_{P1} p(a) [p(c=1 | a, b=0)p(b=0) +$$

$$p(c=1 | a, b=1)p(b=1)] = p(a=1)p(b=1)$$

其中:  $p(a=1)$  表示 CB1 启动的全概率,  $p(b=1)$  表示 R1 启动的全概率, 这些概率值均为常数, 由专

家系统的历史故障信息得到。

当 CB1 拒动时，CB1 条件概率为：

$$p(a=1|c=1) = \frac{p(c=1|a=1)p(a=1)}{p(c=1)}$$

因此，可根据式（1）求得贝叶斯后验概率。

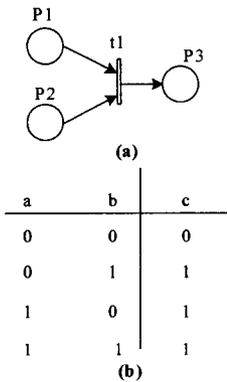


图 2 或变迁实例

Fig.2 The example of or-transition

图 2 为诊断电网母线 B 故障的 BPN 模型。P1、P2 中有托肯分别表示母线 B 的断路器拒动和误动，P3 中有托肯表示母线发生故障，则 P3 的故障全概率为：

$$p(c=1) = p(a=1)p(b=0) + p(a=0)p(b=1) + p(a=1)p(b=1) = 1 - p(a=0)p(b=0)$$

过渡状态的概率计算也遵循上述两种原则。

由上两例可见，将 PN 与 Bayesian 理论结合后，可以通过 Petri 网求取 Bayesian 的先验概率，分辨条件属性之间的关系，得到后验概率，从而为故障诊断提供信息，快速定位故障区域，进而确定故障原件，提高诊断的容错性。

### 2.3 BPN 故障诊断模型的建立

#### (1) 可能故障区域模型<sup>[7]</sup>

步 1: 根据电网接线图，以断路器位变迁，以母线、变压器和出线为位置，建立 Petri 网模型，并求出关联矩阵 C；

步 2: 求出每个变迁的后集。变迁的后集可以通过关联矩阵 C 求出，在 C 中某一列中值为“1”的行所对应的位置的集合就是该列所对应的变迁的后集，即  $t_i^0 = \{P_1, P_2, \dots, P_j\}, i=1, 2, \dots, m, j=1, 2, \dots, n, m$  和  $n$  分别是 Petri 网模型所具有的变迁数和位置数。

步 3: 根据 SCADA 中的 SOE 或报警信息，初步求出可能的故障区域。故障区域是所有跳闸断路器对应的变迁的后集的并集，即  $Z = t_1^0 \cup t_2^0 \cup \dots \cup t_l^0, l$  是跳闸的断路器的数量。如果存在后备保护，则可能的故障区域还应该包含跳闸断路器的第一级下游，即

该断路器的后备保护区。

#### (2) 故障元件诊断方法

步 1: 以可能故障区域中的各个设备元件作为  $P_o$  类，即位于决策属性位置，以与该设备元件有关的保护元件作为  $P_c$  类，即位于条件属性位置，根据各个保护元件间的关系，确定变迁种类。

步 2: 选取训练样本，计算  $P_o$  类出现的概率，即  $P(X)$ 。

步 3: 依据 2 中得到的  $P(X)$ ，根据 Petri 网模型变迁激发顺序，计算过渡状态的概率。

步 4: 根据过渡状态的概率计算  $P_o$  类的先验概率。

步 5: 计算各个故障样本的条件概率  $P(x_i|c_k)$ 。

步 6: 给定实时故障信息  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ ，利用 (1) 计算  $P_o$  类的后验概率

步 7: 将得到的可能故障设备元件的概率按大小排序，将得到的可能故障区的概率按大小排序，取概率最大的前三位的故障类  $C_k$  作为最后的诊断结果输出。

### 3 基于 BPN 的电网诊断实例

将上述算法规则应用到图 3<sup>[11]</sup>所示的电网故障诊断中，该电网包括 2 条母线、4 条线路、4 台变压器和 3 个用电区域。分别配有母差保护(BR1、BR2)作为母线主保护，电流保护(OR1、OR2、OR3)作为母线后备保护，距离保护(DR1、DR2、DR3、DR4)作为线路 L1 和 L2 的保护，电流保护(OR6、OR7)作为线路 L3 和 L4 的保护，变压器差动保护(TR1、TR2)作为变压器 T1 和 T2 的主保护，电流保护(OR2、OR3、OR4、OR4、OR5)作为 T1 和 T2 的后备保护，变压器电流保护(TR3、TR4)作为变压器 T3 和 T4 的主保护；CB 表示断路器。根据保护动作原理，考虑单一故障，建立故障诊断模型。

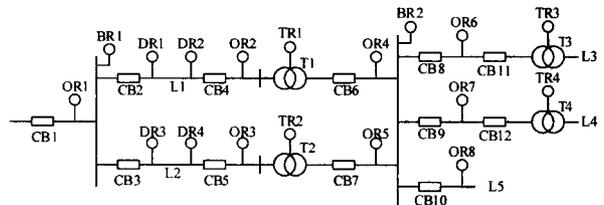


图 3 电网示例

Fig.3 The example of power net

#### 1) 确定故障区域

根据算法 1 建立图 4 所示电网可能故障区域的模型，根据 SCADA 中的 SOE 或报警信息，确定可能出现故障的区域。

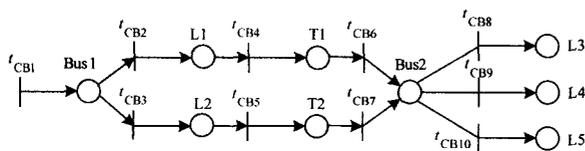


图 4 电网可能故障区域模型

Fig.4 The model of possible fault area

2) 根据算法 2 建立故障元件诊断模型

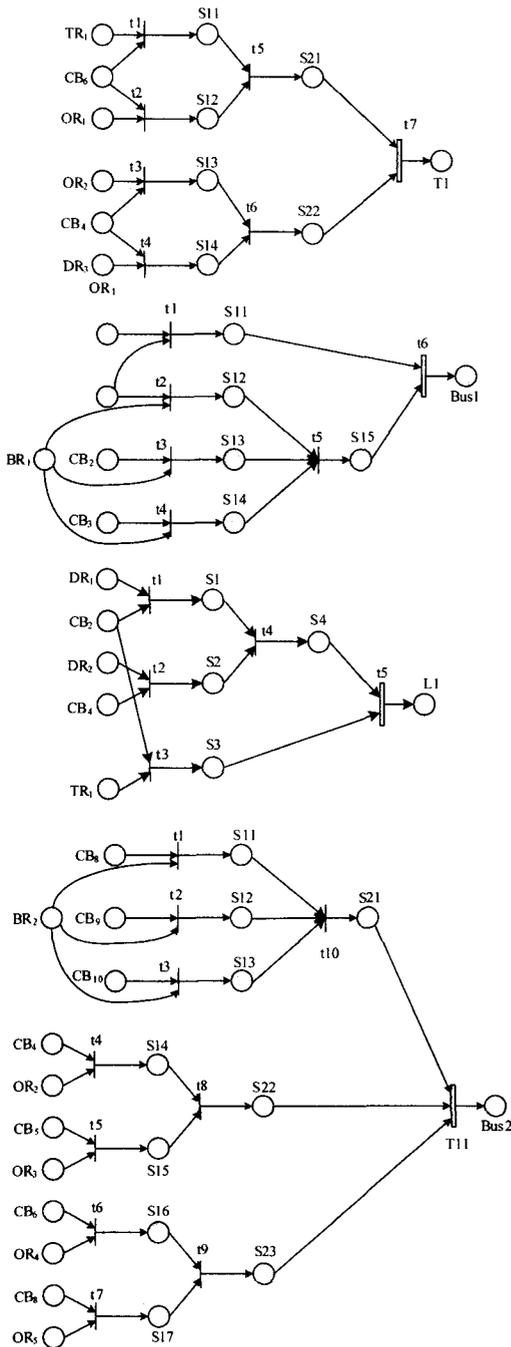


图 5 故障元件 BPN 模型

Fig.5 The BPN model of fault

本系统中有 11 个设备, 由于同类的设备其保护配置是相同的, 所以只为每一类设备建立故障诊断模型, 具体应用时用面向对象方法很容易实现所有设备的诊断。图 5 为几类元件的诊断模型。

利用 Matlab 与 Simulink 对电网模型建模, 并将 VC 与 Matlab 结合开发 BPN 故障检测软件。取实时故障信息, 根据电网 SCADA 中的信息, 利用开发的仿真软件先确定可能故障区域, 然后在故障区域中判断可能故障元件, 实验结果示于表 1 (1 代表有故障出现, 0 代表没有故障, - 代表故障不确定或丢失)。

表 1 电网诊断结果

Tab.1 The diagnosis result of power net

样本	OR1	OR2	OR3	OR4	OR5	OR6	OR7	OR8	DR1	DR2	DR3	DR4	TR1	TR2	TR3	TR4	BR1	BR2	诊断故障位置及概率	实际故障位置
1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	Bus1-0.794	Bus1
2	0	0	1	1	-	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	Bus1-0.678 L3-0.059 L4-0.059	Bus1
3	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	Bus1-0.517 T1-0.173 T2-0.173	Bus1
4	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	1.2-0.849 Bus1-0.092	L2
5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	L1-0.912 No-0.033	L1
6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	T1-0.797 L1-0.173	T1
7	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	T2-0.697 Sec2-0.247	T2
8	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	Bus2-0.679 Sec1-0.143	Bus2
9	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	T3-0.514 L3-0.417	T3

由表 1 可见, 当故障信息准确完整时, 如样本 1、8, 可得到正确的诊断结果; 当丢失部分故障信息时, 如样本 4、6, 也可得到正确的故障诊断, 只是存在某些情况下诊断概率不高的现象, 但是按照故障概率大小排序后, 仍可提供实用性的信息, 符合 Pedro Domingos<sup>[10]</sup>关于朴素贝叶斯独立性的验证。采用贝叶斯网络的方法再进行电网故障诊断, 当电网规模较大时难以实现自动建模, 采用 BPN 即可实现数形建模, 又继承了 Bayesian 理论的优点, 即使丢失部分信息, 也可得到较准确的结果。因此本文提出的算法正确可靠。

本方法具有以下优点:

- (1) 弥补了 Bayesian 网络在规模较大时难以实现自动建模的缺点;
- (2) 用贝叶斯定理计算概率的方法得出的诊断结果, 能按概率大小给出最有可能故障的几个故障位置, 进一步扩大了诊断的容错性;
- (3) 相比模糊 Petri 网, 虽然模糊 PN 可对不确定因素有效地处理, 但涉及馈线多变, 关联因素及约束较复杂, 因此相比模糊 Petri 网, BPN 模型简单, 且本方法具有对知识进一步简化的能力。

4 结论

- (1) 针对电网发生故障时数据不完整的问题,

本文定义了 BPN, 并提出了基于 BPN 的故障定位方法, 本方法随着样本集的扩大而完善, 具有自我学习功能。

(2) 两种方法的结合可以实现优势互补: 弥补了贝叶斯网络无法实现大规模建模的缺点, 使得 Petri 网具有自我学习能力。

(3) 算例分析表明, 模型简单易懂有效, 能在正判率较低时向用户提出最优待检项目面提高了系统的容错性, 诊断速度快、精度高, 具有较好的使用价值。

### 参考文献

- [1] Lo K L, et al. Power Systems Fault Diagnosis Using Petri Net[J]. Proc Gener, Transm, Distrib, 2000,144:299-203.
- [2] 吴欣,郭创新,曹一家.基于贝叶斯网络及时序属性的电力系统故障诊断方法[J].中国电机工程学报,2005,25(13):14-18.  
WU Xin, GUO Chuang-xin, CAO Yi-jia. A New Fault Diagnosis Approach of Power System Based on Bayesian Network and Temporal Order Information[J]. Proceedings of the CSEE,2005,25(13):14-18.
- [3] 霍利民,朱永利,贾兰英,等.基于贝叶斯网络的电网故障诊断方法[J].华北电力学院学报,2004,31(9).  
HUO Li-min, ZHU Yong-li, JIA Lan-ying, et al. Bayesian Networks Based Novel Method for Section Estimation of Power Systems[J]. Journal of North China Electric Power University, 2004,31(9):30-34.
- [4] Sun Jing, Qin Shi-Yin, Song Yong-Hua. Fault Diagnosis of Electric Power Systems Based on Fuzzy Petri Nets[J]. IEEE Trans on Power Systems,2004,19(4).
- [5] Lo K L, Ng H S, Grant D M, et al. Extended Petri Net Models for fault Diagnosis for Substation Automation[J]. IEE Proceedings-Gener, Transm & Distrib, 1999,143(3).
- [6] 赵洪山,米增强,杨奇迹.基于冗余嵌入 Petri 网技术的变电站故障诊断[J].电力系统自动化,2002,25(2):32-35.  
ZHAO Hong-shan, MI Zeng-qiang, YANG Qi-xun. Substation Fault Diagnosis Based on Petri Nets Embedding[J]. Automation of Electric Power Systems, 2002,25(2):32-35.
- [7] 董海鹰,刘玲.基于 Petri 网和故障树的变电站故障诊断方法[J].测试技术学报,2007,21(2):176-182.  
DONG Hai-ying, LIU Ling. An Approach to Substation Fault Diagnosis Based on Petri Net and Fault Tree[J]. Journal of Test and Measurement Technology, 2007,21(2):176-182.
- [8] 朱永利,吴立增,李雪玉.贝叶斯分类器与粗糙集相结合的变压器综合故障诊断[J].中国电机工程学报,2005,25(10):159-165.  
ZHU Yong-li, WU Li-zeng, LI Xue-yu. Synthesized Diagnosis on Transformer Faults Based on Bayesian Classifier and Rough Set[J]. Proceedings of the CSEE,2005,25(10):159-165.
- [9] 杨晓东.基于贝叶斯网络的配电网可靠性评估(硕士毕业论文)[D].北京:华北电力大学,2003.  
YANG Xiao-dong. Reliability Evaluation of Distribution System based on Bayesian Network, Thesis[D]. Beijing: North China Electric Power University,2003.
- [10] Domingos P, Pazzani M. On the Optimality of the Simple Bayesian Classifier Under Zero-one Loss[J]. Machine Learning, 1997,29:103-130.
- [11] 张耀天,何正友,赵静,等.基于粗糙集理论和朴素贝叶斯网络的电网故障诊断方法[J].电网技术,2007,31(1):38-42.  
ZHANG Yao-tian, HE Zheng-you, ZHAO Jing, et al. A Pwer Network Fault Diagnosis Method Based on Roughest Theory and Naïve Bayesian Networks[J]. Power System Technology, 2007,31(1):38-42.
- [12] 王建元,纪延超.Petri 网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-zhao. Application of Petri Nets in Transformer Fault Diagnosis[J]. Power System Technology, 2002,26(8):21-24.
- [13] Hadiicostis C N, Verghese G C. Power System Monitoring Using Petri Net Embeddings[J]. IEE Proc Gener, Transm and Distrib, 2002,147:229-303.
- [14] Lo K L, Ng H S, Grant D M, et al. Extended Petri Net Models for Fault Diagnosis for Substation Automation[J]. IEE Proceedings—Gener, Transm and Distrib, 1999,146(3):229-234.
- [15] Cheng J, Greiner R. Comparing Bayesian Network Classifiers[A]. in: The 15th Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence[C]. San Francisco: 1999.

收稿日期: 2008-10-06; 修回日期: 2008-11-13

作者简介:

孟祥忠 (1964-), 男, 博士, 教授, 硕士生导师, 主要研究方向为电力系统继电保护与混杂系统控制;

隋媛媛 (1983-), 女, 硕士研究生, 主要研究方向为混杂系统与故障诊断; E-mail: syy830227@126.com

王立刚 (1982-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为故障诊断。