

基于贝叶斯网络的电网故障诊断

朱永利¹,王艳¹,耿兰芹²,苏丹¹

(1. 华北电力大学 计算机科学与技术学院,河北 保定 071003;

2. 衡水职业技术学院 基础部,河北 衡水 053000)

摘要: 针对电网故障诊断中存在的信息具有不确定性的问题,依据元件故障、保护动作和断路器跳闸之间的内在逻辑关系,由 Noisy-Or 和 Noisy-And 节点组成贝叶斯网络和采用类似训练多层前馈神经网络的误差反传算法进行诊断模型的参数学习,分别建立了线路、变压器和母线的通用故障诊断模型;依据元件-保护-断路器间的关联关系,给出了元件诊断贝叶斯网络的自动生成方法,最后对各个元件的诊断网络进行推理,以获得元件的故障概率值。实例仿真表明了该诊断方法的可行性和有效性,无论简单故障或多重故障,并且存在保护和断路器拒动、误动的情况下,都能得到合理有效的诊断结果。

关键词: 贝叶斯网络; 电网; 故障诊断

中图分类号: TM 734 ;TP 18

文献标识码: A

文章编号: 1006-6047(2007)07-0033-04

0 引言

在现有的监控条件下,电网故障的在线快速诊断主要是利用断路器和继电保护的動作信息识别故障区域,确定故障元件。目前,已有多种智能方法用于解决电网故障诊断问题,主要有专家系统^[1-2]、人工神经网络^[3-4]、模糊理论^[5-7]、Petri 网^[8-9]和优化方法^[10-12]等。这些方法各有特点,从不同的途径解决电网故障诊断问题,但也都存在缺陷。专家系统具有强有力的推理和解释能力,能满足实时运行的要求,但知识获取困难、维护难度大、容错能力差;人工神经网络具有较强的学习、泛化、容错能力,但工作过程是一个黑箱,对行为缺乏解释能力;模糊理论更接近人们的表达习惯,在相当程度上增强了系统的容错性,但其知识库和相关规则的模糊度要随输电网的结构和自动装置的配置进行相应的修改,且不具备学习能力;Petri 网以有向图建模,形象直观,但建模对网络结构依赖性强,且当网络规模较大时,诊断效率低下;优化方法能够处理任意复杂的故障,有较高的容错性,但是如何建立合理的故障诊断数学模型是该方法的主要瓶颈。

特别是由于保护和断路器的拒动、误动,信道传输干扰以及保护动作时间偏差等因素导致了大量不确定性的存在,在多重故障或扩大性故障发生时,这种不确定性尤其明显,而专家系统、人工神经网络、Petri 网、优化方法等传统的智能故障诊断方法面对这种不确定性显得有些无能为力,即便是用于处理模糊问题的模糊理论对电网故障中不确定因素的处理也只能是有限度的改进。

贝叶斯网络是目前不确定知识表达和推理领域最有效的理论模型之一,它使用概率理论处理不同知识成分之间由于条件相关而产生的不确定性,因而适用于不确定性对象,通过计算后验概率,确定在多种影响因素下的状态信息^[13]。将贝叶斯网络技术应用于电网故障诊断,能够较好地弥补以上诊断技术在数据容错方面的不足。目前,国内外已有一些学者在这方面做了一定的研究^[13-14],但尚处于探索阶段,没有形成成熟的理论体系和有效的技术实现途径。

现依据元件故障、保护动作、断路器跳闸之间的内在逻辑关系,建立了面向元件的通用故障诊断贝叶斯网络模型;并且给出了元件诊断贝叶斯网络的自动生成方法,进而研究了如何对电力系统全网进行有效的故障诊断。仿真实验验证了该方法的有效性和可行性。

1 Noisy-Or 和 Noisy-And 节点模型

1.1 Noisy-Or 节点

贝叶斯网络中的 Noisy-Or 节点是逻辑“或”的泛化,当所有父节点 N_i 都为假时, Noisy-Or 节点 N_j 也为假。但当 N_j 的一个父节点为真时, N_j 不一定为真。 N_j 的每一个父节点 N_i 都有一个与之关联的、起阻碍作用的概率 q_{ij} 。假定这些阻碍作用是相互独立的,则参数 $c_{ij}=1-q_{ij}$ 可表示父节点 N_i 为真时,节点 N_j 所代表的事件为真的概率。在假定网络中所有证据节点都是该节点 N_j 的祖先,并且网络是一棵伪 Poly-tree 的情况下,给定网络中每一条边的参数及节点 N_j 的所有父节点 N_i 为真的概率,则可用式(1)计算 N_j 为真的概率:

$$P_{\text{Bel}}(N_j=\text{True})=1-\prod_i [1-c_{ij}P_{\text{Bel}}(N_i=\text{True})] \quad (1)$$

式中 c_{ij} 表示连接节点 N_i 和节点 N_j 的边的参数,
 $P_{\text{Bel}}(N_j=\text{True})$ 表示节点 N_j 为真的概率。

1.2 Noisy - And 节点

Noisy - And 节点是逻辑“与”的泛化,当 N_j 的所有父节点 N_i 都为真时, Noisy - And 节点 N_j 所代表的事件也为真。但如果 N_j 的一个父节点为假,并不意味着 N_j 一定取值为假。 N_j 的每一个父节点 N_i 有一个与之相关联的、起推动作用的概率 q_{ij} 。假定这些推动作用相互独立的,则参数 $c_{ij}=1-q_{ij}$ 可表示父节点 N_i 取值为假时,节点 N_j 所代表的事件为假的概率。在与 Noisy - Or 节点相同的假设条件下,可用式 (2) 计算 N_j 为真的概率:

$$P_{\text{Bel}}(N_j=\text{True})=\prod_i \{1-c_{ij}[1-P_{\text{Bel}}(N_i=\text{True})]\} \quad (2)$$

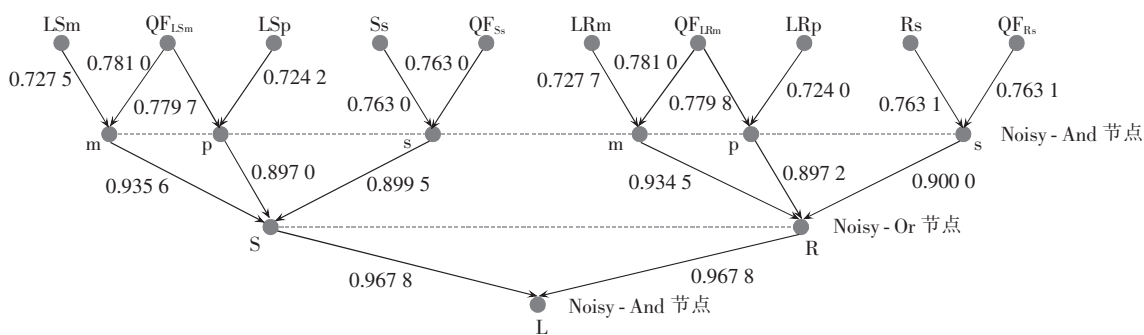


图 1 线路故障诊断模型

Fig.1 The fault diagnosis model of transmission lines

诊断模型中的一些输入节点(如主保护 LS_m)只对应着电网中的某一个保护或断路器,当故障发生时,如果对应的保护或断路器动作,此类节点的先验概率为 1,否则为 0。而其他输入节点(如 S 端对应的第 2 后备保护节点 S_s)则对应着多个保护或断路器,此类节点的先验概率采用统计的方法获得,值为 N_i/N ,其中 N 为该节点对应的保护或断路器的总数, N_i 为动作的保护或断路器数。

2.2 母线故障诊断模型

母线故障时,必然有主保护 m 或保护范围包括该母线的第 2 后备保护 s 动作使其对应断路器跳闸,因此两者组成 Noisy - Or 节点。故障诊断模型见图 2,模型中输入节点的先验概率的计算方法同图 1。

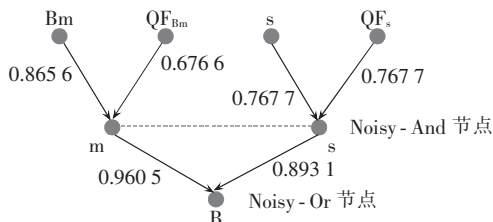


图 2 母线故障诊断模型

Fig.2 The fault diagnosis model of busbars

2.3 变压器故障诊断模型

类似地,变压器故障时,必然有主保护 m,第 1 后备保护 p 或者保护范围包括该变压器的第 2 后备保护 s 动作使其对应断路器跳闸,这些组成 Noisy - Or 节点。故障模型如图 3 所示。

2 基于贝叶斯网络的故障诊断模型

依据文献[10]给出的继电保护动作原理分别建立线路、母线和变压器的贝叶斯网络故障诊断模型。

2.1 线路故障诊断模型

当线路 L 故障时,为隔离故障源,线路两侧必然有保护动作使其对应断路器跳闸。而对于每一侧而言,动作的保护大致可分为 3 类:主保护 m、第 1 后备保护 p 和保护范围包括 L 的第 2 后备保护 s。这 3 类保护中的任一类动作使其对应断路器(QF)跳闸,都可以切除故障源。依据线路故障时保护和断路器动作的这种内在关系,可建立线路故障模型如图 1 所示。S、R 分别表示线路的两端。

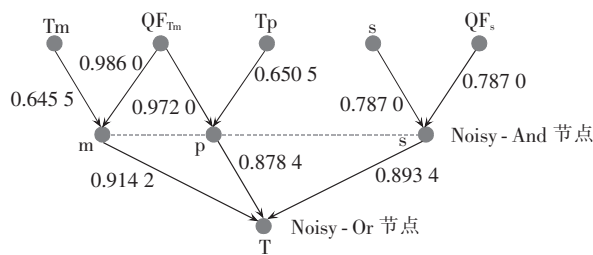


图 3 变压器故障诊断模型

Fig.3 The fault diagnosis model of transformers

2.4 参数学习

采用类似训练多层前馈神经网络的误差反传算法进行诊断模型的参数学习。首先,随机或根据专家经验初始化网络的参数(即条件概率 c_{ij}),然后根据文献[15]中给出的参数调整公式对训练样本反复循环训练,直到得到满足精度要求的结果。

变压器故障诊断模型的训练数据和训练结果如表 1 所示,线路模型和母线模型与此类似,不再一一给出。学习得到的参数已分别标注于图 1~3 中。

表 1 变压器故障模型的训练样本和训练结果

Tab.1 Training samples and results of transformer fault diagnosis model

序号	T _m	QF _{Tm}	T _p	s	QF _s	期望输出	训练结果
1	1	1	0	0	0	0.95	0.942 951
2	0	1	1	0	0	0.93	0.921 144
3	0	0	0	1	1	0.90	0.894 757
4	0	0	0	0	0	0	0.053 090

3 诊断方法

虽然元件诊断模型是通用的,但不同元件对应的保护和断路器是不同的,即单个元件的诊断贝叶斯网络与电网拓扑结构有关。

电网接线不是固定不变的,要求调度员在每次电网接线情况发生变化后,人工生成电网中每个元件的诊断贝叶斯网络是不切实际的,为此,现给出一种元件诊断贝叶斯网络的自动生成方法。

首先,引入以下关联矩阵^[12]:关联矩阵 R_{EP} (元件-保护),关联矩阵 R_{PC} (保护-断路器)和关联矩阵 R_{SE} (第 2 后备保护-元件)。

关联矩阵 R_{EP} (元件-保护)中的各元素为

$$R_{EP(i,j)} = \begin{cases} \text{主保护名} & j=1 \\ \text{第 1 后备保护名} & j=2 \end{cases}$$

R_{EP} 为 $n_E \times 2$ 维矩阵,其中 $n_E = 2n_L + n_T + n_B$, n_L 为总线路数, n_T 为总变压器数, n_B 为总母线数, $2n_L$ 指线路两侧的保护分别考虑。

关联矩阵 R_{PC} (保护-断路器)中的各元素为

$$R_{PC(i,j)} = \begin{cases} 0 & \text{若保护 } i \text{ 动作,原理上不可以跳开断路器 } j \\ 1 & \text{若保护 } i \text{ 动作,原理上可以跳开断路器 } j \end{cases}$$

R_{PC} 为 $n_P \times n_C$ 维矩阵,其中 n_P 为保护总数目, n_C 为断路器总数目。

关联矩阵 R_{SE} (第 2 后备保护-元件)中的各元素为

$$R_{SE(i,j)} = \begin{cases} 0 & \text{若保护 } i \text{ 不能保护到元件 } j \\ 1 & \text{若保护 } i \text{ 能保护到元件 } j \end{cases}$$

R_{SE} 为 $n_S \times n_E$ 维矩阵,其中 n_S 为第 2 后备保护总数目, n_E 与 R_{EP} 中 n_E 含义相同。

电网故障时,由实时结线分析方法找出故障区域后,通过以下方法生成故障区域内各元件的诊断贝叶斯网络:

- 搜索关联矩阵 R_{EP} 和 R_{PC} ,确定元件的主保护、第 1 后备保护及其对应的断路器;
- 搜索关联矩阵 R_{SE} 和 R_{PC} ,确定保护范围包括该元件的第 2 后备保护及其对应断路器;
- 根据 SCADA 系统中的继电保护信息,按照故

障模型中给出的先验概率计算方法确定所有输入节点的先验概率。至此得到了故障模型中各个输入节点的先验概率,即得到了元件的诊断贝叶斯网络。

最后,利用式(1)(2)对各个元件的诊断网络进行推理,以获得元件的故障概率值。概率值越大,故障可能性越大。

这里建立的是基于元件的分布式贝叶斯网络故障诊断模型,电网故障时,可以快速、同时地生成各元件的诊断贝叶斯网络并进行诊断推理,这有利于提高系统的诊断速度。当诊断得出故障元件后,根据元件的诊断网络也很容易进行保护和断路器的拒动、误动判定。

基于贝叶斯网络的电网故障诊断流程如图 4 所示。

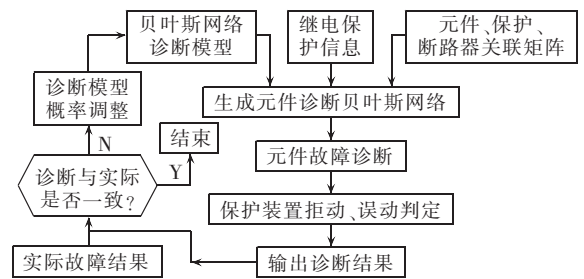


图 4 基于贝叶斯网络的电网故障诊断流程

Fig.4 Flowchart of power system fault diagnosis based on Bayesian network

4 实例仿真

引用文献[10]中给出的局部电力继电保护系统及数据对所提出的建模和诊断方法进行仿真验证。系统如图 5 所示(A 和 B 分别表示单、双母线;T 表示变压器;L 表示线路;QF 表示断路器),该系统包括 28 个元件、84 个保护和 40 个断路器。

部分仿真诊断结果如表 2 所示,其中测试序号 1、2 是单故障情况,测试序号 3、4、5 是多故障情况。从表 2 可以看出,无论简单故障或多重故障,即使在保护和断路器拒动、误动的情况下,都得到了合理的诊断结果,这充分说明了所提出的建模和诊断方法是正确和有效的。

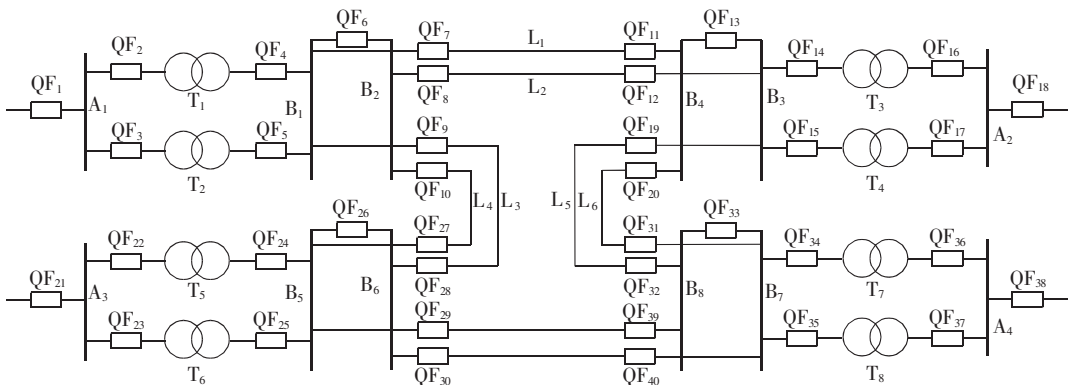


图 5 电力系统继电保护的局部示意图

Fig.5 Part of power system protections

表 2 图 5 所示系统的部分仿真诊断结果

Tab.2 Part of simulative diagnosis results for power system of fig.5

序号	继电保护动作信息	诊断结果	拒动/误动判定	文献诊断结果
1	$T_5, T_{6s};$ $QF_{22} QF_{23}$ $QF_{24} QF_{25}$	$A_3: 0.903\ 311$ $T_5: 0.555\ 169$ $T_6: 0.555\ 169$	A_{3m} 拒动 QF_{24}, QF_{25} 误动	A_3
2	$B_{1m} L_{2R}, L_{4R};$ QF_4, QF_5, QF_7 QF_9, QF_{12}, QF_{27}	$B_1: 0.885\ 536$ $B_2: 0.352\ 671$	QF_6 拒动	B_1
3	$B_{1m} T_{1m} T_{2m}$ $L_{1sm}, L_{1R};$ QF_2, QF_3, QF_4 QF_5, QF_6, QF_7 QF_9, QF_{11}	$B_1: 0.966\ 208$ $T_1: 0.949\ 460$ $T_2: 0.949\ 460$ $L_1: 0.926\ 463$ $L_2: 0.003\ 349$	L_{1Rm} 拒动	B_1 T_1 T_2 L_1
4	$B_{1m} L_{1R}, L_{1Rm};$ QF_4, QF_5, QF_6 QF_7, QF_9, QF_{11}	$B_1: 0.965\ 579$ $L_1: 0.928\ 686$	L_{1sm} 拒动	B_1 L_1
5	$B_{1m} B_{2m} L_{1sm}$ $L_{1R}, L_{2R}, L_{2Rm};$ QF_4, QF_5, QF_6 QF_7, QF_8, QF_9 $QF_{10}, QF_{11}, QF_{12}$	$B_2: 0.967\ 151$ $B_1: 0.966\ 627$ $L_2: 0.892\ 950$ $L_1: 0.892\ 478$	L_{2sm} 拒动	B_1 B_2 L_1 L_2

5 结论

针对电网故障诊断问题的特点,采用由 Noisy-Or 和 Noisy-And 节点组成的贝叶斯网络模型和类似训练多层前馈神经网络的误差反传算法建立了输电线路、母线和变压器的通用故障诊断模型,实现了在不确定信息下的电网故障诊断;并依据电网元件、继电保护、断路器之间的相互关联关系,给出了电网元件诊断贝叶斯网络的自动生成方法,提高了方案的实用性,这有利于实现电网的实时故障诊断。实例仿真结果表明,提出的建模和诊断方法简单、有效,对于简单故障和多重故障都可以准确地诊断出故障点,为操作运行人员提供了参考的依据。

参考文献:

- [1] ZHU Y L, HOGG B W. An expert system for power systems fault analysis [J]. IEEE Trans on Power Systems, 1994, 9(1): 503-509.
- [2] 赵冬梅, 郭锐, 徐开理, 等. 电网故障诊断专家系统的一种实现 [J]. 电力自动化设备, 2000, 20(4): 33-36.
ZHAO Dong-mei, GUO Rui, XU Kai-li, et al. An implementation method for power system fault diagnosis expert system [J]. Electric Power Automation Equipment, 2000, 20(4): 33-36.
- [3] 毕天姝, 倪以信, 吴复立, 等. 基于新型神经网络的电网故障诊断方法 [J]. 中国电机工程学报, 2002, 22(2): 73-78.
BI Tian-shu, NI Yi-xin, WU Fu-li, et al. A novel neural network approach for fault section estimation [J]. Proceedings of the CSEE, 2002, 22(2): 73-78.
- [4] 廖志伟, 叶青华, 王钢, 等. 基于 GRNN 的多故障自适应电力系统故障诊断 [J]. 华南理工大学学报: 自然科学版, 2005, 33(9): 6-9.
LIAO Zhi-wei, YE Qing-hua, WANG Gang, et al. Adaptive multi-fault diagnosis of power system based on GRNN [J]. Journal of South China University of Technology: Natural Science Edition, 2005, 33(9): 6-9.
- [5] 王平洋, 胡兆. 模糊数学在电力系统中的应用 [M]. 北京: 中国电力出版社, 1998.
- [6] 徐文, 王大忠, 周泽存, 等. 模糊辨识在电力设备故障诊断中的应

用 [J]. 电力系统自动化, 1996, 20(3): 45-49.

- XU Wen, WANG Da-zhong, ZHOU Ze-cun, et al. Application of fuzzy model identification on fault diagnosis of power equipment [J]. Automation of Electric Power Systems, 1996, 20(3): 45-49.
- [7] 周明, 任建文, 李庚银, 等. 基于模糊推理的分布式电力系统故障诊断专家系统 [J]. 电力系统自动化, 2001, 25(24): 33-36.
ZHOU Ming, REN Jian-wen, LI Geng-yin, et al. Distributed power system fault diagnosis expert system based on fuzzy inference [J]. Automation of Electric Power Systems, 2001, 25(24): 33-36.
- [8] 任惠, 赵洪山, 米增强, 等. 基于编码 Petri 网的电网故障诊断 [J]. 电网技术, 2004, 28(5): 64-68.
REN Hui, ZHAO Hong-shan, MI Zeng-qiang, et al. Power system fault diagnosis by use of encoded Petri net models [J]. Power System Technology, 2004, 28(5): 64-68.
- [9] 徐青山, Tobias Mirbach, 唐国庆. 集成冗余保护信息的扩展 Petri 网故障诊断 [J]. 继电器, 2005, 33(10): 45-48.
XU Qing-shan, MIRBACH T, TANG Guo-qing. Fault diagnosis based on extended Petri nets upon the integrated protection information [J]. Relay, 2005, 33(10): 45-48.
- [10] WEN F S, HAN Z X. Fault section estimation in power systems using a genetic algorithm [J]. Electric Power Systems Research, 1995, 34(3): 165-172.
- [11] 文福拴, 韩祯祥, 田磊, 等. 基于遗传算法的电力系统故障诊断的解析模型与方法. 第一部分: 模型与方法 [J]. 电力系统及其自动化学报, 1998, 10(3): 1-7.
WEN Fu-shuan, HAN Zhen-xiang, TIAN Lei, et al. An analytic model and genetic algorithm based methods for fault diagnosis in power systems. Part 1: the model and method [J]. Proceedings of the EPSA, 1998, 10(3): 1-7.
- [12] 文福拴, 韩祯祥, 田磊, 等. 基于遗传算法的电力系统故障诊断的解析模型与方法. 第二部分: 软件实现 [J]. 电力系统及其自动化学报, 1998, 10(3): 8-14.
WEN Fu-shuan, HAN Zhen-xiang, TIAN Lei, et al. An analytic model and genetic algorithm based methods for fault diagnosis in power systems. Part 2: the software implementation [J]. Proceedings of the EPSA, 1998, 10(3): 8-14.
- [13] 吴欣, 郭创新. 基于贝叶斯网络的电力系统故障诊断方法 [J]. 电力系统及其自动化学报, 2005, 17(4): 11-15.
WU Xin, GUO Chuang-xin. Power system fault diagnosis approach based on Bayesian network [J]. Proceedings of the EPSA, 2005, 17(4): 11-15.
- [14] 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]. 华北电力大学学报, 2004, 31(3): 30-34.
HUO Li-min, ZHU Yong-li, JIA Lan-ying, et al. Bayesian networks based novel method for fault section estimation of power systems [J]. Journal of North China Electric University, 2004, 31(3): 30-34.
- [15] RAMACHANDRAN S. Theory refinement of Bayesian networks with hidden variables [D]. Austin: The University of Texas at Austin, 1998.

(责任编辑: 李育燕)

作者简介:

朱永利 (1963-), 男, 河北衡水人, 教授, 博士研究生导师, 研究方向为人工智能及应用、电力系统与控制 (E-mail: yonglipw@heinfo.net);

王艳 (1981-), 女, 河北容城人, 助教, 研究方向为人工智能新理论和新技术、人工智能在电力系统的应用;

耿兰芹 (1963-), 女, 河北衡水人, 讲师, 研究方向为智能信息处理;

苏丹 (1981-), 女, 安徽合肥人, 硕士研究生, 研究方向为人工智能及应用。

Power system fault diagnosis based on Bayesian network

ZHU Yong-li¹, WANG Yan¹, GENG Lan-qin², SU Dan¹

(1. North China Electric Power University, Baoding 071003, China;

2. Hengshui Vocational and Technical College, Hengshui 053000, China)

Abstract: According to the internal logic relationships among element fault, protective relay action and circuit breaker trip, the general fault diagnosis models of transmission lines, busbars and transformers are respectively established to solve the information uncertainty problem in power system fault diagnosis, which organizes a special Bayesian network composed of Noisy-Or and Noisy-And nodes, and uses back propagation algorithm in parameter learning. The Bayesian network for each element diagnosis is generated automatically according to the relationships among element, protective relays and circuit breakers. By element diagnosis network reasoning, the element fault probability is obtained. Instance simulations show the feasibility and effectiveness of the proposed fault diagnosis method for both simple and complex faults, even when there is malfunction of protective relays or circuit breakers.

This project is supported by the Program for New Century Excellent Talents in University (NCET-04-0249).

Key words: Bayesian network; power system; fault diagnosis