

基于故障树和概率神经网络的风电机组故障诊断方法

褚景春¹, 王 飞¹, 汪 杨¹, 董 健¹, 邓 春², 何 昆¹

(1. 国电联合动力技术有限公司风电设备及控制国家重点实验室, 北京 100039; 2. 国网冀北电力有限公司, 北京 100045)

摘 要: 风电机组各传动设备之间耦合性强,故障发生的原因复杂、多样,使用单一的故障诊断方法受自身的局限性影响,诊断效果不太理想。针对这一问题,通过分析风力发电机组转速故障数据及其影响因素,以风力发电机转速超限故障为例,提出一种基于故障树和概率神经网络的风电机组发电机转速超限故障智能诊断方法。首先,给出多层故障树构建方法,使用故障树分析法得到故障模式。然后,根据故障树节点关系规则和故障模式,提取风力发电机运行数据的特征值,建立概率神经网络的故障诊断模型,根据实际运行故障样本训练网络,将训练后的网络用于故障诊断。现场实验表明,基于故障树和概率神经网络算法对于风力发电机转速故障诊断准确率显著。

关键词: 风电机组; 故障树; 故障诊断; 概率神经网络

中图分类号: TM614

文献标识码: A

0 引 言

中国风电产业蓬勃发展的同时,面临着机组故障复杂、排查成本高等问题。现有解决方法仍停留在以人工经验为主的诊断分析阶段,对于复杂的风电机组系统,某些故障发生的原因具有强耦合性^[1],如何对故障原因进行快速分析,准确定位尤为重要。

为提高风电机组设备故障诊断的可靠性、智能化水平,人们开始研究各种智能故障诊断方法。基于故障树的故障诊断方法,依据顶事件按照故障树的建树规则建立相应的分析模型,逐一分析各级联系^[2],确定最小交割和最小路集实现故障诊断,或可基于贝叶斯网络的故障原因推理方法^[3]。前者故障树分析法结构清晰,但对于复杂的多层故障树推理速度较慢;后者智能化程度高、准确性好,但对已知概率信息的准确性要求较高,实际应用中诊断效果不理想。随着人工智能技术的发展,模式识别方法在设备状态监测和故障诊断中得到应用^[4]。目前采用的人工神经网络以其较强的自组织、自学习能力

和非线性模式分类性能得到了广泛应用^[5],但在故障诊断时需要获取系统知识,对于复杂庞大、高度自动化的大型设备存在较大的局限性。

鉴于以上情况,本文提出一种融合故障树分析法(fault tree analysis, FTA)和概率神经网络(probabilistic neural network, PNN)技术的对风电机组故障诊断分析方法,弥补单纯使用某一种分析法的局限性,结果表明,该算法组合对风电机组传动链上复杂故障的诊断分析、故障原因的准确定位效果显著。

1 基于故障树分析的故障诊断设计

1.1 故障树状模型构建

双馈式风力发电机组系统是变速恒频控制,通过变桨调节控制桨距角接收风能,经传动链带动发电机运转,并由发电机侧变频器调节使发电机运行在额定转速范围内,主控系统协调控制变桨与变频器,实现电能稳定的输出。

本文以目前市场上主流的双馈式风电机组的

发电机转速超限故障为研究事件,通过分析风电机组运行控制机理,并结合大量发电机转速超限的故障案例调查分析故障的层次特性,找出故障产生的成因和后果的关系,形成一连串的因果链,构造其多层结构故障树模型,如图 1 所示。

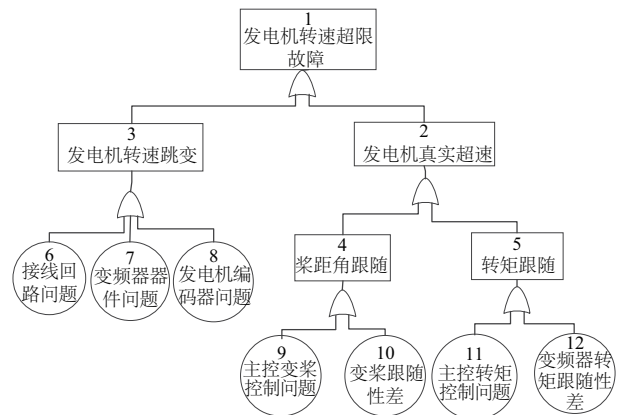


图 1 发电机转速超限的故障树
Fig. 1 Fault tree of generator overspeed

建立故障树的方法为演绎法,从顶事件开始,由上而下,逐级进行分析^[6],即以发电机转速超限故障作为故障树顶事件,故障模式类型作为故障树的中间事件,故障原因作为底事件(叶节点)。其中顶事件为 1,中间事件为 2~5,底事件为 6~12。根据它

们之间的逻辑关系用适当的逻辑门连接起来。对每个中间事件用同样方法,逐级向下分析,直到所有输入事件都无需继续分析为止^[6]。在故障原因推理时,采用下行法和不变化法,根据故障发生的现象及节点间的逻辑关系,自上而下,逐层该查找,找出导致故障发生的原因和原因组合,最终确定最小交割和最小路集。

1.2 故障树节点规则表构造

故障树模型是一个基于被诊断对象结构、功能特征的行为模型,是一种定性的因果模型,可直观反映出被诊断对象的逻辑结构关系,为更充分利用故障树进行发电机转速超限故障分析和诊断,需要分解出发电机转速超限故障树节点之间的流转条件、规则,将故障树转换为故障树节点规则表,以便为故障诊断提供更完备的方法^[6]。

为直观展示节点规则表信息,以图 1 的故障树为例进行转化,其具体内容如表 1。表 1 中节点编号代表故障树中的每个事件的编号,节点类型为故障树所属事件的分类类型,节点名称为故障名称,节点描述为故障现象,故障概率为故障发生的权重,转换动作表征节点间切换条件,上一级节点编号表征节点间的关联。

表 1 故障树节点规则表
Table 1 Fault tree node rule table

节点编号	节点类型	节点名称	节点描述	故障概率	上级节点编号
1	根节点	发电机转速超限	发电机转速高于额定值,立即激活	—	—
2	中间节点	发电机真实超速	发电机转速真实高于额定值	—	1
3	中间节点	发电机转速跳变	发电机转速测点受干扰,由其他因素引发	—	1
4	中间节点	桨距角跟随	风速突变,变桨系统未及时跟随顺桨,变桨系统响应慢	—	2
5	中间节点	转矩跟随	由转矩跟随,引发的发电机转速超限	—	2
6	叶节点	接线回路问题	由接线问题,引发的发电机转速超限	0.6	3
7	叶节点	变频器器件问题	由变频器器件问题,引发的发电机转速超限	0.1	3
8	叶节点	发电机编码器问题	由发电机编码器问题,引发的发电机转速超限	0.3	3
9	叶节点	主控变桨控制问题	风速突变,主控变桨控制参数待优化	0.1	4
10	叶节点	变桨跟随性差	风速突变,变桨系统未及时跟随顺桨,变桨系统响应慢	0.9	4
11	叶节点	主控转矩控制问题	风速突变,主控转矩控制参数待优化	0.1	5
12	叶节点	变频器转矩跟随性差	由转矩跟随,引发的发电机转速超限	0.9	5

2 基于概率神经网络的故障诊断设计

在实际应用中,由于部分未知状态分类难以确定,在不完全情报下,单纯使用故障树分析法会导致无法准确得到故障诊断结果,而概率神经网络算法可结合诊断对象的运行状态构造模式识别分类器进行状态检测,分析所观测到的特征数据信息进行故障诊断,可有效降低单纯使用故障树分析法对某一设备状态诊断误判率,同时,概率神经网络(PNN)也不同于传统的多层前向网络需要用BP算法进行反向误差传播的计算,而是完全前向的计算过程。它训练时间短、不易产生局部最优解,而且它的分类正确率较高。无论分类问题多么复杂只要有足够多的训练数据,就可保证获得贝叶斯准则下的最优解^[7]。

2.1 基于贝叶斯规则概率神经网络设计

概率神经网络(PNN)是由径向基函数网络发展而来的一种前馈型神经网络,适合于模式分类^[8,9]。其依据是贝叶斯最小风险准则(即贝叶斯决策理论),本文采用Parzen窗函数密度估计方法估计条件概率。通过调整散布常数Spread的值实现构成对几个训练样本的临近分类器。构建概率神经网络的层次模型为4层,由输入层、模式层、求和层、输出层组成,结构如图2所示。

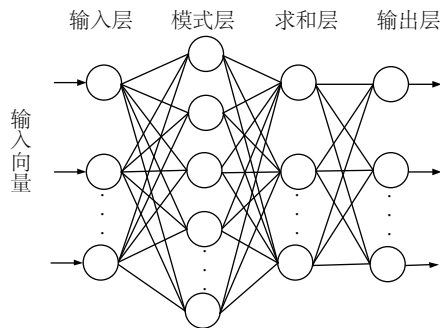


图2 概率神经网络的基本结构

Fig. 2 Basic structure of PNN

对应网络输入 $\mathbf{X}=[x_1, x_2, \dots, x_m]^T$, 其输出为 $\mathbf{Y}=[y_1, y_2, \dots, y_n]^T$, 输入向量个数为 m , 待匹配的类别个数为 n , 训练过程如下。

输入层将特征向量传递给网络,模式层计算输

入特征向量 \mathbf{X} 与训练样本之间的相似度,同一模式的输出给求和层。在求和层中将属于自己类的模式层单元的输出相加,求和层单元依据Parzen窗方法得到各类的概率估计,其条件概率为:

$$f_i(\mathbf{X}) = \frac{1}{(2\pi)^{m/2} \sigma^m L_i} \sum_{j=1}^{L_i} \exp \left[-\frac{(\mathbf{X} - \mathbf{X}_{ij})^T (\mathbf{X} - \mathbf{X}_{ij})}{2\sigma_i^2} \right] \quad (1)$$

($i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, L_i$)

式中, m ——输入向量维数; σ ——平滑参数; \mathbf{X}_{ij} ——类别中的第 i 类第 j 个隐中心矢量; L_i ——类别 i 的训练样本总数。

输出层根据各类对输入向量的概率估计,采用贝叶斯决策规则选出最大后验概率的类别输出,其中,基于贝叶斯决策规则进行分类的一种决策方法,可描述为假设有2种已知的故障模式 θ_A 、 θ_B , 对于待识别特征样本 $\mathbf{X}=(x_1, x_2, \dots, x_m)$, 则有:

$$\text{若 } h_A l_A f_A(\mathbf{X}) > h_B l_B f_B(\mathbf{X}), \text{ 则 } \mathbf{X} \in \theta_A \quad (2)$$

$$\text{若 } h_A l_A f_A(\mathbf{X}) < h_B l_B f_B(\mathbf{X}), \text{ 则 } \mathbf{X} \in \theta_B \quad (3)$$

式中, h_A 、 h_B ——故障模式的 θ_A 、 θ_B 先验概率,其中 $h_A = N_A/N$, $h_B = N_B/N$, N_A 、 N_B 为故障模式的 θ_A 、 θ_B 的训练样本数, N 为训练样本总数; l_A ——将本属于 θ_A 的故障特征样本 \mathbf{X} 错误的划分到模式 θ_B 的代价因子; l_B ——将本属于 θ_B 的故障特征样本 \mathbf{X} 错误的划分到模式 θ_A 的代价因子; f_A 、 f_B ——故障模式 θ_A 、 θ_B 的概率密度函数(probability density function, PDF),通常PDF不能精确地获得,只能根据现有的故障特征样本求其统计值^[10]。

2.2 风电机组故障诊断模型建立

由于发电机转速涉及风速、变桨控制以及转矩控制等因素共同影响,单纯使用故障树分析无法准确定位故障原因,因此,本文以风电机组发电机转速超限故障为例进行说明。通过故障树方法建立故障征兆与故障模式之间的隶属矩阵,进行故障特征提取,将风电机组的故障样本数据映射到故障模式空间中,形成一个较强容错和自适应能力的诊断网络,实现从多个故障源信息中剥离出扰动信息,准确定位出故障的根本原因。

当风电机组的发电机运行转速出现故障时,依

据故障树节点规则表(表 1)中归纳出的特征信号,将故障期间机组相关设备运行的故障数据(即发电机转速、风速、桨距角及转矩)作为学习样本映射到故障模式空间中用于训练网络模型,形成一个较强容错和自适应能力的诊断网络。依据故障树节点之间的关系规则与专家经验,对设备故障状态模式进行分类定义,见表 2。

表 2 状态模式分类

Table 2 Fault pattern classification

序号	状态模式	类别定义
1	正常工作	①
2	发电机超速	②
3	发电机转速跳变	③
4	转矩跟随性差	④
5	桨距角跟随慢	⑤

在诊断发电机转速超限故障时,系统自动匹配到对应故障树,结合已建立的发电机转速超限故障树知识规则和已定义的状态模式分类,提取反映机组设备运行状态的发电机转速、风速、桨距角及转矩等特征信号信息,输入到创建好的风力机发电机超速 PNN 诊断模型进行分析,输出诊断结果,如图 3 所示。

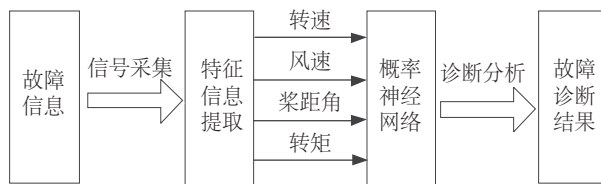


图 3 基于概率神经网络的故障诊断模型

Fig. 3 Fault diagnosis model based on PNN

3 基于故障树和概率神经网络的智能故障诊断算例与结果分析

本文以某双馈型风电机组的发电机转速超限故障为例,采用基于故障树和概率神经网络模型的学习诊断来最终确定故障原因(即故障树的底事件),具体的发电机转速超限故障诊断架构,如图 4 所示。

从历史数据中抽取 10 组某双馈型风电机组的

发电机超速故障断面数据作为测试数据进行效果验证。当发电机转速超限故障发生时,系统自动匹配到对应的故障树(见图 1),并将故障数据集 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_{10}\}$ (见表 3)提取至已训练好的概率神经网络(见图 4),诊断网络根据故障模式分类规则(见表 2),并结合贝叶斯决策准则算法对故障数据进行模式识别、诊断推理,即根据模式类别对故障树进行剪枝分类,识别出具体的故障模式类别,然后根据表 1 中映射到对应类别故障树分支的底事件集合 $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_{10}\}$,提取发生概率最大的底事件作为诊断结果输出,见表 4 中诊断结果勾选项。其中,利用训练好的概率神经网络模型对表 3 中测试样本数据进行故障诊断检验,输出量 Y_c 代表诊断出可能发生的类别:

$$Y_c = [1, 5, 5, 1, 5, 5, 3, 3, 4, 2] \quad (4)$$

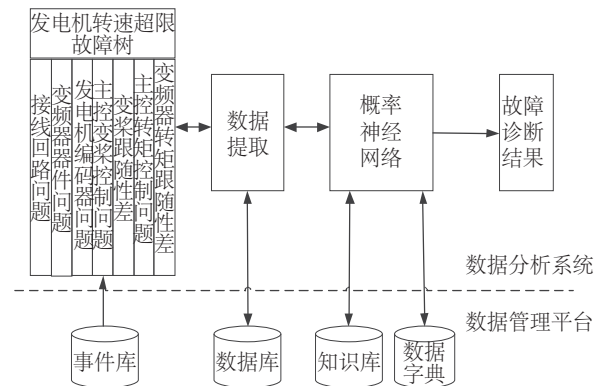


图 4 发电机转速超限故障诊断系统架构图

Fig. 4 Architecture diagram of fault diagnosis system for generator overspeed

对表 3 中的测试样本数据使用 PNN 进行故障诊断,PNN 诊断出的故障原因类别与期望类别效果对比,如图 5 的火柴梗图所示,*符号表示期望类别,△符号表示诊断算法推理得到的估计值。

由 PNN 诊断结果可知,10 组测试样本经过 PNN 诊断后,只有第 10 组样本故障类型诊断错误,但随着训练样本的数量不断增多,故障先验知识的积累,PNN 的神经元可不断扩展,故障诊断准确度将不断得到改善。由于测试数据都源于真实的故障信息,可有效检验诊断网络的性能,因此,概率神经网络用于故障诊断效果显著。

表3 测试样本数据							
Table 3 Test sample data							
编号	风速/ m·s ⁻¹	发电机转速/ r·min ⁻¹	转矩响应/ %	转矩给定/ %	桨距角 给定/(°)	桨距角 响应/(°)	状态分类
1	15.14	1807.7	100.05	99.57	19.34	18.72	①
2	16.80	1961.1	103.29	103.95	24.26	20.75	⑤
3	16.90	1985.1	102.46	103.95	25.17	21.34	⑤
4	21.04	1695.7	99.28	99.97	23.66	23.97	①
5	18.04	1960.1	102.27	102.06	28.14	23.67	⑤
6	17.02	1996.9	101.54	103.95	26.05	22.22	⑤
7	14.24	1989.0	101.19	101.13	17.79	17.46	③
8	15.99	1994.9	101.94	100.69	21.70	20.13	③
9	16.06	2132.0	94.98	103.23	21.86	20.24	④
10	14.03	1966.2	103.50	103.18	13.519	13.99	③

表4 故障诊断结果					
Table 4 Results of fault diagnosis					
样本编号	诊断类别	故障模式	故障原因	权重	诊断结果
1	①	正常工作	无故障	1.0	√
2	⑤	桨距角跟随慢	主控变桨控制问题	0.1	√
			变桨跟随性差	0.9	
3	⑤	桨距角跟随慢	主控变桨控制问题	0.1	√
			变桨跟随性差	0.9	
4	①	正常工作	无故障	1.0	√
5	⑤	桨距角跟随慢	主控变桨控制问题	0.1	√
			变桨跟随性差	0.9	
6	⑤	桨距角跟随慢	主控变桨控制问题	0.1	√
			变桨跟随性差	0.9	
7	③	发电机转速跳变	接线回路问题	0.6	√
			变频器器件问题	0.1	
			发电机编码器问题	0.3	
8	③	发电机转速跳变	接线回路问题	0.6	√
			变频器器件问题	0.1	
			发电机编码器问题	0.3	
9	④	转矩跟随性差	主控转矩控制问题	0.1	√
			变频器转矩跟随性差	0.9	
10	②	发电机真超速	桨距角跟随慢 转矩跟随性差		×

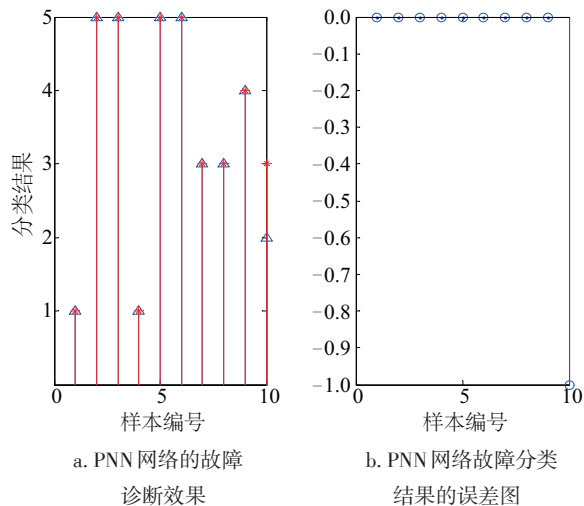


图5 概率神经网络训练后的效果和误差

Fig. 5 Effect and error of PNN training

4 结 论

本文提出基于故障树和概率神经网络的风力发电机转速超限故障的智能诊断方法,故障诊断过程中最大程度地利用已知故障经验知识,对多故障模式状态进行定性诊断。在故障树关系模型上引入基于贝叶斯准则的概率神经网络,构建出的发电机转速故障诊断模型,避免使用单一方法影响对复杂的转速故障诊断的缺陷,同时,提高故障检测准确性,保证算法执行效率。在实际应用中易于实现,而且对样本噪声具有较强的鲁棒性,可达到较高的诊断准确率。随着故障样本的逐渐积累,诊断网络不断完善,可进一步提高诊断准确率。

〔参考文献〕

- [1] 金鑫,李浪,杜静,等.基于神经网络的大型风力机动力学仿真预测分析[J].太阳能学报,2017,38(2):464—471.
- [1] Jin Xin, Li Lang, Du Jing, et al. Dynamic simulation and prediction of large scale wind turbine based on neural network[J]. Acta Energaie Solaris Sinica, 2017, 38 (2): 464—471.
- [2] 陈涛,孙伟,张旭.基于灰色关联度的风电齿轮箱传动系统故障树分析[J].太阳能学报,2012,33(10):1655—1660.
- [2] Chen Tao, Sun Wei, Zhang Xu. Fault tree analysis of wind power gearbox transmission system based on grey relational analysis[J]. Acta Energaie Solaris Sinica,

2012,33(10):1655—1660.

- [3] 寇海霞,安宗文,刘波,等.基于贝叶斯网络的风电齿轮箱可靠性分析[J].兰州理工大学学报,2016,42(1):40—45.
- [3] Kou Haixia, An Zongwen, Liu Bo, et al. Reliability analysis of wind power gearbox based on Bayesian network[J]. Journal of Lanzhou University of Technology, 2016, 42 (1): 40—45.
- [4] 彭华东,陈晓清,任明,等.风电机组故障智能诊断技术及系统研究[J].电网与清洁能源,2011,27(2):1—6.
- [4] Peng Huadong, Chen Xiaoqing, Ren Ming, et al. Research on intelligent fault diagnosis technology and system of wind turbines[J]. Power System and Clean Energy, 2011, 27(2): 1—6.
- [5] 崔逊波,邹俊,阮晓东,等.基于加权概率神经网络的齿轮箱抗噪故障诊断[J].机电工程,2010,27(2):1—4.
- [5] Cui Xunbo, Zou Jun, Ruan Xiaodong, et al. Noise resistant fault diagnosis of gearbox based on weighted probabilistic neural network[J]. Journal Mechanical & Electrical Engineering, 2010, 27(2): 1—4.
- [6] 候安华,秦红磊.基于故障树和规则的故障诊断专家系统[J].微计算机信息,2008,24(19):191—193.
- [6] Hou Anhua, Qin Honglei. Fault diagnosis expert system based on fault tree and rule[J]. Microcomputer Information, 2008, 24(19): 191—193.
- [7] 姬东朝,宋笔锋,易华辉.基于概率神经网络的设备故障诊断及仿真分析[J].火力与指挥控制,2009,34(1):1—4.
- [7] Ji Dongzhao, Song Bifeng, Yi Huahui. Probabilistic neural network diagnosis and simulation equipment fault analysis of [J]. Fire Control and Command Control, 2009, 34(1):1—4.
- [8] Paya B A, Esat I I, Badi M N M. Artificial neural network based fault diagnosis of rotating machinery using wavelet transforms as a preprocessor[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 1997, 11 (5): 751—765.
- [9] 杨凌霄,朱亚丽.基于概率神经网络的高压断路器故障诊断[J].电力系统保护与控制,2015,43(10):1—6.
- [9] Yang Lingxiao, Zhu Yali. Fault diagnosis of high voltage circuit breaker based on probabilistic neural network [J]. Power System Protection and Control, 2015, 43

- (10): 1—6.
- [10] 连远锋, 李国和, 吴发林. 基于遗传PNN网络的组合导航故障诊断研究[J]. 仪器仪表学报, 2012, 33(1): 120—124.
- [10] Lian Yuanfeng, Li Guohe, Wu Falin. Fault-diagnosis method for INS/GPS integrated navigation system based on PNN and genetic algorithm [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2012, 33(1): 120—124.

FAULT DIAGNOSIS METHOD OF WIND TURBINE BASED ON FAULT TREE AND PROBABILISTIC NEURAL NETWORK

Chu Jingchun¹, Wang Fei¹, Wang Yang¹, Dong Jian¹, Deng Chun², He Kun¹

(1. Wind Power Equipment and Control National Key Laboratory, Guodian United Power Technology Co., Ltd., Beijing 100039, China; 2. State Grid Jibei Electric Power Company, Beijing 100045, China)

Abstract: Due to the strong coupling between the transmission devices of wind turbines, the causes of the faults are complex and diverse, and the use of a single fault diagnosis method is affected by its own limitations, the diagnosis effect is not ideal. For this problem, through analyzing the fault data of the rotating speed of the wind turbine and its influencing factors, taking the generator over rotating speed fault of wind turbine as an example, an intelligent fault diagnosis method for generator over rotating speed of wind turbine based on fault tree and probabilistic neural network is presented. Firstly, the construction method of multilayer fault tree is given, and fault tree analysis method is used to get the fault mode. Then, the eigenvalues of the wind turbine operating data are extracted and the fault diagnosis model of probabilistic neural network is set up according to the fault tree node relation rules and fault model, the network is trained according to the actual fault samples, the trained network can be used for fault diagnosis. The field experiments show that the fault tree and probabilistic neural network algorithm have significant accuracy in the generator rotation speed fault diagnosis of wind turbine.

Keywords: wind turbine; fault trees; fault diagnosis; probabilistic neural network