

改进贝叶斯算法在配网故障诊断中的研究

朱 蕾¹ 杨 毅²

(1. 东南大学 电气工程学院, 南京 210096; 2. 国网江苏省电力公司 电力科学研究院, 南京 211103)

摘要:针对智能电网故障诊断中所存在的大量不确定信息的问题,本文对贝叶斯网络算法在电网故障诊断中的应用进行了相关研究.在原有 Noisy-or、Noisy-and 两类节点模型和线路、母线和变压器三类故障诊断模型的基础上,对传统贝叶斯算法的不足之处进行改进,提出了一种改进贝叶斯算法.最后以某地区实际配网为研究实例,结果表明,与传统方法相比,改进后的算法在故障诊断中具有更高的灵敏度,降低错误概率,可以构造最小错误概率的贝叶斯分类器等优点,在实际电力系统故障诊断中半角将有很好的应用前景.此外,本文通过图形用户界面(GUI),显示可疑故障元件、后验概率、误动拒动的保护断路器等信息,方便现场工作人员及时做出决策,进一步处理故障.

关键词:改进贝叶斯算法; 故障诊断; 图形用户界面

中图分类号:TM77 文献标识码:A 文章编号:1672-948X(2018)02-0072-06

Research on Improved Bayesian Algorithm in Fault Diagnosis of Distribution Network

Zhu Lei¹ Yang Yi²

(1. College of Electrical Engineering, Southeast Univ., Nanjing 210096, China; 2. Electric Power Research Institute, State Grid Jiangsu Electric Power Company, Nanjing 211103, China)

Abstract For the large amount of uncertain information in the fault diagnosis of smart grid, the Bayesian network fault diagnosis methods are studied. Based on the original Noisy-or, Noisy-and node models and fault diagnosis models of power lines, buses and transformers have been established. The improved Bayesian algorithm is proposed to improve the traditional Bayesian algorithm. It can be concluded that the improved algorithm has the advantages of higher sensitivity and less error probability in the fault diagnosis, and can construct the Bayesian classification of the minimum error probability by comparing with the traditional algorithm. And it will have a good application prospect in the actual power system fault diagnosis. In addition, the results can be displayed by graphical user interface(GUI) to facilitate the operator to make rapid decisions, which would provide practical help for power system operators.

Keywords improved Bayesian algorithm; fault diagnosis; graphical user interface(GUI)

电力系统故障诊断就是利用电力系统及其保护装置的广泛知识和继电保护信息来识别故障的元件位置(区域)、类型和误动作的装置,其中故障元件的识别是关键问题^[1].目前已有不少专家学者在电力系统人工智能故障诊断研究方面取得较好的研究成果,

主要有专家系统、人工神经网络、遗传算法、模糊理论^[2]等,在调度中心得到准确完整的故障信息前提下,上述方法大都能取得较满意的结果.

然而在电网故障过程中,当多重故障同时发生或出现拒动误动时,将导致不确定性信息的出现,例如

收稿日期:2017-03-13

基金项目:国家自然科学基金青年基金项目(61602251)

通信作者:朱 蕾(1992—),女,硕士研究生,主要研究方向为电力系统故障分析.E-mail:220152187@seu.edu.cn

信息遗漏等,这将增大故障判定的难度.基于模糊集、粗糙集理论等方法在信息不确定性或不完备方面都已取得了一定的进展,但这些方法在大规模复杂系统诊断和建模方面还存在一定的困难.尤其是对于庞大的电力系统,各个元件之间的联系紧密复杂,其故障形式多样化,面对具有不确定性的信息,在诸多不确定性推理方法中,贝叶斯网络^[3-5]对于解决复杂系统不确定性和关联性引起的故障有很大的优势,贝叶斯网络基于概率分析和图论,是一种不确定性知识的表达和推理模型,它用因果知识和概率知识相结合的信息来表示框架.目前贝叶斯网络大量应用于公司信用金融风险预测、人力资源管理、桥梁风险预测等领域^[6-8],也有少数应用于智能电网故障诊断领域.文献^[9]首次将人工鱼群算法引入到贝叶斯网络的参数学习中,建立了面向元件的贝叶斯网络故障诊断模型.文献^[10]提出了一种结合粗糙集理论的贝叶斯电网故障诊断方法.文献^[11]考虑到信息的时序属性,设计了基于多代理系统(MAS)的故障诊断体系结构.但是上述方法都不能进行持续性学习,对于诊断过程中的错误信息,无法及时进行修正,因此不少专家学者对贝叶斯算法进行改进,如支持向量机^[12]、基于改进鱼群蜂群算法的贝叶斯算法^[13]等.

本文在传统贝叶斯 Noisy-or 和 Noisy-and 节点模型的基础上,提出了一种改进贝叶斯算法,结合已有的线路、母线和变压器故障诊断模型,对智能电网故障进行分类诊断.通过结合具体案例分析比较传统贝叶斯算法和改进后的贝叶斯算法故障诊断的正确率,得出该方法可对故障诊断中的错误信息不断修正,提高容错率,验证了改进贝叶斯算法的有效性.同时,本文借助 Matlab 搭建 GUI 用户界面,便于工作人员及时了解故障诊断信息.

1 Noisy-or、Noisy-and 节点模型简介

1.1 Noisy-or 节点模型

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 为假.但是当 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,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:

$$P_{\text{bel}}(N_j = \text{Ture}) = 1 - \prod_i (1 - c_{ij} P_{\text{bel}}(N_i = \text{Ture})) \quad (1)$$

1.2 Noisy-and 节点模型

Noisy-and 节点^[9]是逻辑“与”的泛化,当 N_j 的所有父节点 N_i 都为真时, Noisy-or 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, N_j 并不意味着 N_j 一定取值为假. N_j 的每一个父节点 N_i 都有一个与之关联的、起推动作用的概率 q_{ij} .假定这些推动作用是相互独立的,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:

$$P_{\text{bel}}(N_j = \text{Ture}) = \prod_i (1 - c_{ij} (1 - P_{\text{bel}}(N_i = \text{Ture}))) \quad (2)$$

式中,参数 c_{ij} 是 N_j 的单个前提 N_i 取真值时对 N_j 为真的认可程度,即从节点 N_i 到节点 N_j 的条件概率^[10].

2 传统贝叶斯算法故障诊断模型

2.1 线路故障诊断模型

对于高压电网,当线路 L 发生故障时,从理论上来说,线路两侧保护都应该动作,并使其相应的断路器跳闸,因此线路两侧保护构成 Noisy-and 节点.依据线路故障时的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).

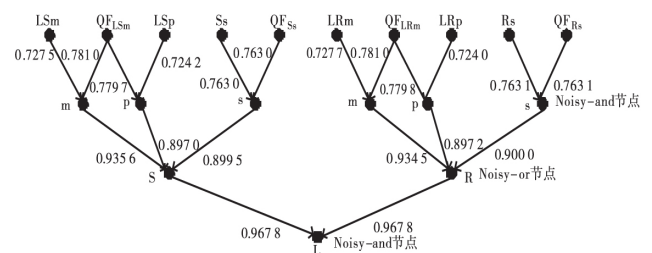


图 1 线路故障诊断模型

2.2 母线故障诊断模型

母线 B 发生故障时,从理论上来说,必然由其主保护 m 或保护范围包括该母线的远后备保护 s 动作,使其对应的断路器跳闸,从而切除故障,因此这两者组成 Noisy-or 节点.故障诊断模型如图 2 所示.

2.3 变压器故障诊断模型

变压器故障时,必然有主保护 m,第一后备保护 p 或者保护范围包括该变压器的第 2 后备保护动作

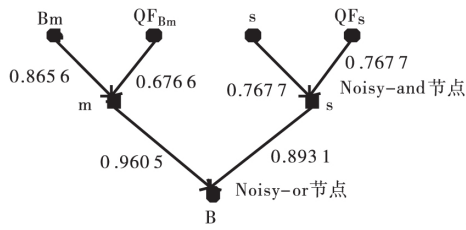


图2 母线故障诊断模型

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.

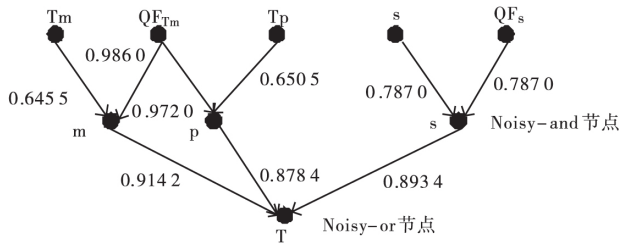


图3 变压器故障诊断模型

通过对线路、母线、变压器模型的建模,可以看出在诊断贝叶斯网络模型基础上对元件进行建模简单且具有通用性.当电网的结构发生变化时,只需要改变对应节点的输入的先验概率即可,无需重新建模,这在复杂电力系统中具有关键优势.

3 改进贝叶斯故障诊断算法

基于传统贝叶斯诊断模型的算法在判断较为复杂的故障时易出现误判^[14],文中对传统贝叶斯算法加以改进,通过引入相关特征量和闭环学习系统来更好地解决智能电网故障诊断问题.

3.1 改进贝叶斯算法相关定义

1)定义 $\mathbf{X}=(X_1, X_2, \dots, X_n)$ 为某一故障类型所对应类型的特征向量, X_1, X_2, \dots, X_n 分别为特征分量.

2)定义 $\mathbf{M}=\{M_i | i=1, 2, \dots, n\}$ 为已知故障类型.

3)定义 $p(M_i/\mathbf{X})$ 为出现特征 \mathbf{X} 的情况下,发生故障 M_i 的概率.根据贝叶斯概率公式,有

$$p(M_i/\mathbf{X}) = p(\mathbf{X}/M_i)p(M_i)/p(\mathbf{X}) \quad (3)$$

其中: $p(\mathbf{X}/M_i)$ 为 M_i 类型的故障发生时,该类故障的特征向量为 \mathbf{X} 的概率; $p(M_i)$ 为发生 M_i 类故障的概率,即先验概率; $p(\mathbf{X})$ 为某类故障的特征向量等于 \mathbf{X} 发生的概率.

假设所有的特征分量都是相互独立的,则 $p(\mathbf{X})$ 可通过公式(4)计算:

$$p(\mathbf{X}) = \prod_{j=1}^n p(X_j) \quad (4)$$

其中: X_j 为 \mathbf{X} 的第 j 个特征分量值; $p(X_j/M_i)$ 为如果故障类型为 M_i , 特征分量 X_j 出现的概率.

当某一故障发生时,智能电网配电网会出现不同异常现象,因此不同故障特征向量不完全相同,此向量的特征分量也要最大程度地反映该故障的特征并满足向量独立性要求.

4)定义 $G(M_i) = p(M_i)/p(-M_i)$, 当故障类型为 M_i 时, $G(M_i)$ 为先验概率.

5)定义 $L(X_j | M_i) = p(X_j | M_i)/p(X_j | -M_i)$ 为最大似然比.

根据上述定义可求得 M_i 故障类型的后验概率:

$$G(M_i | X_j) = L(X_j | M_i) \cdot G(M_i) \quad (5)$$

算法规则:通过计算 M_i 类故障样本中出现特征分量 X_j 的频率和非 M_i 类故障样本中出现特征分量 X_j 的频率,得出特征分量 X_j 出现时,发生 M_i 类故障的后验概率.该规则可直接反映选取特征分量 X_j 时,对 M_i 类故障的分类效果.

3.2 算法学习策略

传统贝叶斯网络经过一次学习分类后将不再从实际诊断过程中获取新的信息,缺乏实时学习能力.因此改进后的贝叶斯网络将对传统贝叶斯模型进行修正,使其性能更为优化.具体过程如图4所示.

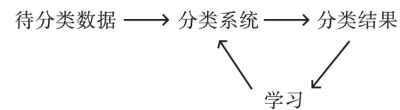


图4 改进贝叶斯算法图

改进后的算法实现了一个闭环结构,可以针对错误数据不断学习,从而对故障诊断模型进行修正,使故障诊断的正确率更高.

在原有贝叶斯算法的基础上加入前述相关定义,改进后的算法可作如下描述:

1)从智能配电网系统中随机选取 N 个样本构成训练样本集,根据已有的人工智能方法对 N 个样本进行故障分类.

2)针对样本集中 M_i 类故障及其对应特征,计算 M_i 类故障个数及相应故障类型特征分量 X_j 出现的次数,同时计算非 M_i 类故障中特征分量 X_j 出现的次数.

3)对每一类故障 M_i 的后验概率 $G(M_i | X_j)$ 进行计算,从中选取 m 个最大的 $G(M_i | X_j)$, 构成每个故障类型 M_i 的对应特征向量为:

$$\mathbf{X}_j = (X_{j1}, X_{j2}, \dots, X_{jm})$$

4)当智能配电网发生故障时,获取故障信息,计算发生 M_i 类故障的后验概率 $G(M_i | X_j)$, 选择 $G(M_i | X_j)$ 中最大的 M_n 作为目前网络中最可能出现

的故障,并与检修人员的检验结果进行比较,若一致,则分类结束,否则进入学习阶段.将错误结果进行修正再返回至训练样本中并重新识别故障分类.

4 实例分析

以某地区局部配电网为例,参考文献[14-16]中给出经过参数学习方法,分别用传统贝叶斯方法和改进贝叶斯方法模拟电力系统故障诊断过程,并对两种方法的结果进行比较.该系统包括 28 个元件,40 个断路器和 84 个保护(A 和 B 分别表示单、双母线;T 为变压器;L 为线路;QF 为断路器),如图 5 所示.

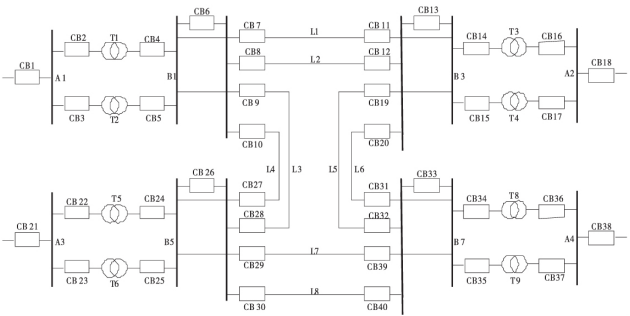


图 5 电力系统继电保护局部示意图

4.1 继电保护信息输入

对上述所有的元件和保护进行编号,见表 1~2.

表 1 元件编号

元件	编号
母线 A1—A4	1~4
母线 B1—B8	5~12
变压器 T1—T8	13~20
线路 L1—L8	21~28

表 2 保护编号

保护	编号
A1—A4 主保护	1~4
B1—B8 主保护	5~12
T1—T8 主保护	13~20
L1—L8 左(右)侧主保护	21~28(29~36)
T1—T8 远后备保护	37~44
L1—L8 左(右)侧远后备保护	45~52(53~60)
T1—T8 远后备保护	61~68
L1—L8 左(右)侧远后备保护	69~76(77~84)

4.2 系统关联矩阵的输入

将有联系的保护与元件、保护与断路器、元件与元件间的关系定义为矩阵形式,具体如下:关联矩阵(保护-元件)反映了系统中元件和保护范围的关系;

关联矩阵(保护-断路器)表示了保护和断路器间的关系;关联矩阵(远后备保护-元件)表示某元件的远后备和该远后备能够保护的元件间的关系.

4.3 故障元件的判别

在电网实际运行中,记录下故障发生时各保护以及断路器的动作情况,结合关联矩阵中元件和保护以及保护和断路器之间的关系,可以判别出可疑故障元件.结合先验概率和各个节点之间的条件概率,进一步计算出的各元件后验概率值,设定故障概率阈值,当元件后验概率大于阈值时,则判定该元件为故障元件.

4.4 保护和断路器误动拒动的判别

可以根据保护装置的动作与否以及对应断路器的状态确定该断路器是否发生了拒动或者误动:如果保护装置动作,对应断路器没有跳闸,则为拒动;如果保护装置未动作,对应断路器自行跳闸,则为误动[17-18].

4.5 仿真界面设置

根据改进贝叶斯算法规则,利用 Matlab 制作 GUI 图形界面,如图 6 所示.在动作的保护、动作的断路器两栏输入继电保护信息,点击故障诊断按钮,即可实现可疑故障元件、各元件故障概率的计算,并诊断出故障元件,判定拒动和误动的保护装置和断路器.



图 6 图形用户界面

4.6 结果分析

以传统贝叶斯为理论基础,比较改进后的贝叶斯算法和传统算法在故障诊断中的正确性与可行性,案例分析见表 3.在上述诊断分析中,案例 1、2 都为单重故障,案例 3、4 为复故障.

以案例 1 为例讨论单重故障,T2 故障,其两端断路器 CB3、CB5 动作,两种算法皆诊断出 T2 为故障元件,其中传统贝叶斯算法中 T2:0.92316,改进算法中 T2:0.94295.

同样是单重故障,案例 2 相对较为复杂:保护 B1m,L2Rs,L4Rs 动作,断路器 CB4,CB5,CB7,CB9,CB12,CB27 跳闸,通过获取这些故障信息,再利用贝叶斯算法计算出故障概率,最终诊断出 B1 发生故障,

但由于 B1 与 B2 之间的断路器 CB6 拒动,导致由 B1 引起的故障扩大至 B2,引起 B2 保护动作,B2 的故障概率为 0.459 56,因此通过此算法会诊断出 B2 为可疑故障元件,但是其概率值小于设定阈值,所以最终没有被诊断为故障元件.此外,当贝叶斯算法通过分析 CB12、CB27 的跳闸信息,可以得出 B2 的主保护拒动,因为如果 B2 主保护直接动作,那么也就不应该由 CB12 和 CB27 来动作,理应由 CB8 和 CB10 来动作的.然而在传统贝叶斯算法中并未判断出 B2 的主保

护拒动,且改进贝叶斯算法中的可疑故障元件显然更多于传统算法,更能判断出临界故障元件.

以案例 3 为例讨论复故障,保护 B1m, L1Sp, L1Rm 动作,断路器 CB4, CB5, CB6, CB7, CB9, CB11 跳闸,由改进贝叶斯算法得出可疑元件的概率值,分别为 A1:0.164 24, B1:0.962 4, L1:0.928 17,由于 CB4、CB5 可以作为 A1 的远后备保护,当 CB4 和 CB5 动作时,算法会将 A1 列为可疑元件,但传统算法中并未将 A1 列为可疑元件.

表 3 案例部分故障诊断结果比较

序号	继电保护 动作情况	传统贝叶斯算法			改进贝叶斯算法		
		可疑元件	误/拒动判定	故障元件	可疑元件	误/拒动判定	故障元件
1	T2m, CB3, CB5	T2:0.923 16	无	T2	T2:0.942 95 B1:0.904 42 B2:0.459 56 T1:0.677 54	无	T2
2	B1m, L2Rs, L4Rs, CB4, CB5, CB7, CB9, CB12, CB27	B1:0.904 42 B2:0.459 56	CB6 拒动	B1	T2:0.677 54 L1:0.129 74 L2:0.212 74 L3:0.327 14 L4:0.251 26	B2m, CB 拒动	B1
3	B1m, L1Sp, L1Rm, CB4, CB5, CB6, CB7, CB9, CB11	B1:0.965 58 L1:0.928 69	L1Sm 拒动	B1、L1	A1:0.164 24 B1:0.962 4 L1:0.928 17	L1Sm 拒动	B1、L1
4	B1m, T1m, T2m, L1Sm, L1Rp, CB2, CB3, CB4, CB5, CB6, CB7, CB9, CB11	B1:0.966 21 T1:0.949 46 T2:0.949 46 L1:0.926 46 L2:0.003 35	L1Rm 拒动	B1、T1 T2、L1	A1:0.286 72 B1:0.966 43 T1:0.942 95 T2:0.942 95 L1:0.887 39	L1Rm 拒动	B1、T1 T2、L1

同理,案例 4 中两种算法的最终误动/拒动判定元件和故障元件诊断结果一致,但在可疑故障元件诊断中,由传统贝叶斯算法得出可以故障元件为:B1:0.966 21, T1:0.949 46, T2:0.949 46, L1:0.926 46, L2:0.003 35;由改进贝叶斯算法得出可疑元件的概率值,分别为 A1:0.286 72, B1:0.966 43, T1:0.942 95, T2:0.942 95, L1:0.887 39.由于 CB4、CB5 可以作为 A1 的远后备保护,所以当 CB4 和 CB5 动作时, A1 理应被列为可疑元件,但传统算法中并未将 A1 列为可疑元件,而是将 L2 列为可以故障元件.综合上述分析,可见改进贝叶斯算法比传统贝叶斯算法更具优越性.

处进行改进,在原有 Noisy-or、Noisy-and 两类节点模型和线路、母线和变压器 3 类故障诊断模型的基础上,增加故障诊断中的闭环学习环节,提出了一种改进贝叶斯算法.并通过算例比较传统贝叶斯算法和改进贝叶斯算法在进行配电网故障诊断时的区别,由分析结果可知改进后的贝叶斯算法在故障诊断中具有更高的灵敏度,在实际电力系统故障诊断中具有很好的应用前景.此外,本文通过用户界面图形 GUI,显示可疑故障元件、后验概率、误动拒动的保护断路器等信息,方便操作人员迅速做出决策,有利于实现电力系统实时故障诊断和故障处理.

5 结 语

本文对贝叶斯网络算法在电网故障诊断中的应用进行了相关研究,并针对传统贝叶斯算法的不足之

参考文献:

- [1] 吴 欣,郭创新,曹一家.基于贝叶斯网络及信息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.
- [2] 张梓奇,苏健祥.人工智能技术在电力系统中的应用探讨[J].科技资讯,2007(21):8.
- [3] 毕天姝,倪以信,杨奇逊.人工智能技术在输电网络故障诊断中的应用述评[J].电力系统自动化,2000:11-16.
- [4] 陈 勇.智能技术在电网故障诊断中的应用[J].江苏电机工程,2007,26(4):39-42.
- [5] 陈 斌.人工智能技术在继电保护中的应用与发展[J].广东科技,2009(225):140-141.
- [6] 李 静,宋 利.基于贝叶斯网络的人力资源管理风险预警模型[J].安徽理工大学学报:社会科学版,2016,18(1):28-32.
- [7] 熊 涛.基于贝叶斯网络的我国上市公司信用风险预警研究[D].金华:浙江师范大学,2013.
- [8] 李 静,王 捷.基于贝叶斯网络的商业银行全面风险预警系统[J].系统工程理论与实践,2012,32(2):225-235.
- [9] 王 艳.贝叶斯网络及其在电网故障诊断中的应用研究[D].北京:华北电力大学,2006.
- [10] 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.
- [11] 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.
- [12] 苏 展,徐立霞.基于贝叶斯理论的支持向量机综述[J].计算机应用与软件,2010,27(5):179-181,193.
- [13] 郭 童.基于改进鱼群蜂群算法的贝叶斯网络结构学习[D].杭州:浙江大学,2014.
- [14] 朱永利,王 艳,耿兰芹,等.基于贝叶斯网络的电网故障诊断[J].电力自动化设备,2007,27(7):33-37.
- [15] 胡春玲.贝叶斯网络的结构学习算法研究[D].合肥:合肥工业大学,2006.
- [16] 董 辉.不完整数据的贝叶斯网络参数学习新算法[D].桂林:广西师范大学,2003.
- [17] 毛 鹏,张军林,许扬茹,等.区域电网故障诊断系统设计[J].江苏电机工程,2005,24(6):7-10.
- [18] 郭文鑫,文福拴,廖志伟,等.计及保护和断路器误动与拒动的电力系统故障诊断解析模型[J].电力系统自动化,2009,33(24):6-10.
- [责任编辑 张 莉]

(上接第54页)

- [8] 李 悦,丁庆军,胡曙光.石灰石矿粉在水泥混凝土中的应用[J].武汉理工大学学报,2007(3):35-41.
- [9] 熊远柱,万慧文.石粉对混凝土性能的影响[J].混凝土,2010(9):89-91.
- [10] 李 晶.石粉掺量对混凝土性能影响的试验研究[D].大连:大连理工大学,2007.
- [11] 李兴贵,章恒全,陈晓月.高石粉人工砂原级配混凝土干缩性能试验研究[J].河海大学学报,2002,7,30(4):37-40.
- [12] 陈兆文.棉花滩水电站高石粉人工砂混凝土性能试验研究[J].水利发电,2001,7:32-35.
- [13] 郭玉霞,贡金鑫,李 晶.石粉掺量对混凝土力学性能及耐久性的影响[J].建筑材料学报,2009,12(3):266-271.
- [14] 黄国兴,惠荣炎,王秀军.混凝土徐变与收缩[M].北京:中国电力出版社,2011.
- [15] 杨小兵.混凝土收缩徐变预测模型研究[D].武汉:武汉大学,2004.
- [16] CEB欧洲国际混凝土委员会.1990年CEB-FIP模式规范(混凝土结构)[S].中国建筑科学研究院结构所规范室译,1991(12):57-70.
- [17] N. J. Gardner, J. W. Zhao. Creep and Shrinkage Revisited[J].ACI Materials Journal, 1993,90(3):236-246.
- [18] N. J. Gardner and M. J. Lockman. Design Provisions for Drying Shrinkage and Creep of Normal-Strength Concrete[J].ACI Materials Journal, 2001,98(2):159-167.
- [19] Peng Y, Hu S, Ding Q. Dense packing properties of mineral admixtures in cementitious material[J].颗粒学报(PARTICULOLOGY), 2009, 7(5):399-402.
- [20] 彭艳周.钢渣粉活性粉末混凝土(RPC)组成、结构与性能的研究[D].武汉:武汉理工大学,2009.
- [21] 王稷良,周明凯,朱立德,等.机制砂对高强混凝土体积稳定性的影响[J].武汉理工大学学报,2007,29(10):20-24.
- [责任编辑 周文凯]