

基于案例推理的电力设备多故障诊断方法

刘毅忠¹ 李果²

摘要

在分析多故障模式特点的基础上,建立了面向多故障的案例知识库,并提出了一种基于二次检索策略的电力设备多故障诊断方法.采用基于权重隶属度的候选案例生成方法对案例库进行初步检索,有效地减少了候选案例的数量.通过灰色关联分析对案例相似度进行计算,获得最有可能发生的故障案例,避免了多故障组合爆炸所带来的大计算量问题.最后通过实例对所提出的方法进行了说明.

关键词

电力设备;多故障;案例推理;权重隶属度

中图分类号 TH122;TP391.72

文献标志码 A

0 引言

随着工业及科学技术的迅速发展,现代电力设备的功能结构越来越复杂,故障机理也交错多变,任何一个原发性故障都可能导致多个潜在故障的发生,这给故障诊断及分析带来了巨大的困难^[1-3].近几年来,多故障诊断已成为故障诊断领域中一个倍受关注的热点,不少学者对其进行了相关的研究^[4-5].然而,到目前为止,多故障诊断问题仍旧没有得到很好的解决.如何建立快速高效的多故障诊断系统,对于识别故障模式并采取有效的故障处理措施而言是非常重要的.

基于案例的推理(Case-Based Reasoning, CBR)技术是人工智能中新崛起的一项重要推理技术,在很大程度上符合领域专家求解新问题的过程.利用CBR技术来解决故障诊断问题,是当今人工智能故障诊断领域的研究热点^[6-8].本文采用CBR作为多故障诊断的推理方法,在对多故障模式特点进行分析的基础上,建立了面向多故障的案例库,提出了一种基于二次检索策略的多故障诊断方法,有效地获得与待诊断故障最为相似的案例.该方法能有效地对多故障模式进行识别和分析,为故障诊断领域开辟了新的途径.

1 基于 CBR 的故障诊断过程

CBR是一种基于人类认知心理学的事例推理,它主要依赖于专家的知识和经验,适用于不能或难于建立准确数学模型的弱理论领域^[9].基于CBR的故障诊断方法,其实质是根据已发生故障的现象对故障案例库进行检索,获得与待诊断故障征兆最为接近的案例作为目标案例,用于诊断分析已发生的故障.同时根据案例重用成功或失败的信息来修正检索到的案例,最后对所有有用的信息进行保存,其基本过程如图1所示.

目前,关于CBR用于故障诊断的研究多集中于单故障诊断分析领域.对于一些复杂设备或系统,其故障现象是错综复杂的,既有单一故障,也有多个部位同时发生故障的情况.因此,如何建立基于CBR的多故障诊断系统是目前迫切需要解决的问题.

2 多故障模式描述

多故障模式是指多个故障同时发生的情况,即故障之间存在相关性,一个故障的发生通常会引起其他故障的出现^[10].假设系统中只

收稿日期 2011-11-18

作者简介

刘毅忠,男,工程师,主要从事电网运行及营销管理工作. liuyizhong@gddg.csg.cn

1 广东电网公司 东莞供电局,东莞 523008

2 南方电网科学研究院,广州 510080

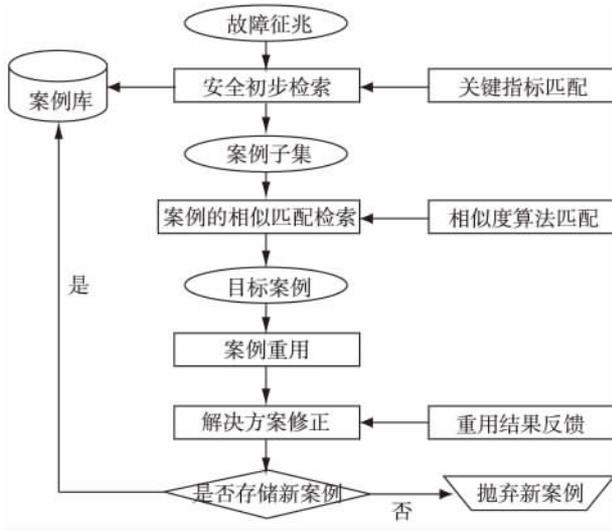


图1 基于 CBR 的故障诊断过程

Fig. 1 Fault diagnosis process based on CBR

存在 2 个故障, 即故障 a 和故障 b, 其可能造成的多故障模式可以分为以下 3 类.

1) Type-1. 故障 a、b 只发生一个, 即系统所有的故障征兆均由单个故障引起.

2) Type-2. 故障 a、b 同时发生, 但从征兆的角度看, 它们互不相关. 也就是说, a、b 虽然同时发生, 但对系统的影响是相互独立的.

3) Type-3. 故障 a、b 同时发生, 并且它们对系统的影响具有重叠性, 对于某些 a、b 中共同包含的故障征兆指标, 它们之间可能存在相互影响的情况.

上述 3 类多故障模式的表现形式如图 2 所示. 图 2 中的灰色区域分别表示故障 a 和 b 发生时对系统产生的影响, 可以将其理解为故障 a、b 分别对应的故障征兆集合^[11-12].

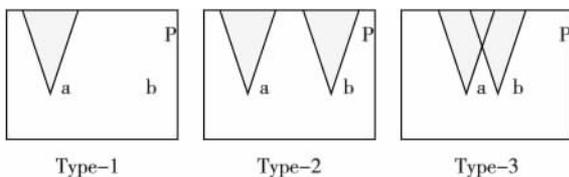


图2 多故障模式的表现形式

Fig. 2 Manifestation of multiple faults mode

由图 2 可知: Type-1 实际上是一种单故障模式. 对于 Type-2, 故障 a 和 b 对系统的影响互不相关, 它们的征兆也没有重合部分, 因此从故障征兆的角度来看是 2 个孤立的故障. Type-3 与 Type-2 有相似之处, 不同的是故障 a 和 b 对系统的影响有重叠部分, 即 a、b 具有相同的故障征兆, 2 个故障同时对系统故

障征兆产生影响, 系统的实际检测结果既可能与 a 不同, 也可能与 b 不同, 这对于判断系统发生哪种故障模式带来了难度. 图 2 只分析了 2 个故障组合形式下的多故障模式, 通过类似的分析和扩展, 可以推广到具有更多故障组合的多故障模式.

3 多故障模式案例检索方法

3.1 多故障模式案例库的构建

要实现基于 CBR 的多故障诊断, 首先要构建多故障模式案例库. 故障案例通常由征兆、原因及处理方案等几部分组成, 并且单故障可作为多故障的一个特例 (Type-1). 此外, 对于 Type-2 类型的多故障模式, 可以将其分解为多个单故障存入单故障案例库中. 而对于 Type-3 类型的多故障模式, 由于其某些征兆受多个故障的影响, 不能简单地拆分为多个单故障, 因此将其以多故障模式案例的形式保存在多故障案例库中. 在故障诊断的时候, Type-3 虽然由多个故障组成, 但可将它们作为一个整体, 并可以采用和单故障案例匹配相同的方法进行相似度计算. 多故障模式案例库结构如图 3 所示^[13].

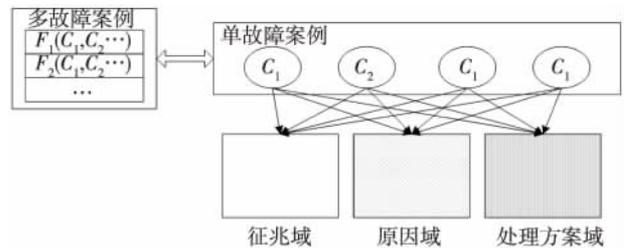


图3 多故障模式案例库模型

Fig. 3 Case base model of multiple faults mode

由图 3 可知: 多故障案例 ($F_i(C_1, C_2, \dots)$) 是在单故障案例的基础上构造的, 系统中首先需要构建完备的单故障案例. 在多故障模式下, 当系统中发生了故障 a 和 b 时, 故障原因即与 a 和 b 的故障原因对应, 并采取与之相应的解决方案加以处理. 也就是说, 多故障模式的故障原因和故障处理方案在单故障案例库中均存在相应的描述. 因此, 多故障案例库中不需要再保存故障的原因和解决方案, 只需要故障征兆的描述即可. 当需要查看多故障的原因与解决方案时, 只需要知道所发生的多故障中包含了哪几个单故障, 根据这几个单故障的标识可以分别获得相应的原因和解决方案. 为此, 可以开辟一部分空间将一些多故障案例的征兆描述与单故障分离开, 建立多故障案例与多故障征兆指标及其值之间的映

射关系,形成多故障案例库。

3.2 基于权重隶属度的案例初步检索

对于一个拥有可靠测试手段的系统来说,如果系统中的测试指标显示正常,我们就可以认为这些正常指标所覆盖的故障源没有发生故障,反之,可以根据不正常指标生成可能的候选故障列表。考虑到所发生的故障与案例库中的案例描述不一定完全一致,指标权重又反映了某指标对于判断是否发生相应故障案例的重要程度,可以取两征兆集合的交集,将交集中征兆的权重系数累加,权重累加值小于 ε 的则表明不太可能发生了此案例故障。根据这一思路可以建立一种基于权重隶属度的方法来生成初始候选案例集合。 ε 应该根据故障诊断系统的实际应用情况选取一个经验值。

令当前故障征兆向量为 $s_0 = (s_0(1), s_0(2), \dots, s_0(l))$ 其中 l 为当前故障的征兆个数。现在取案例库中任意一个案例 $s_i = (s_i(1), s_i(2), \dots, s_i(m))$ m 为此案例的征兆个数,与此案例征兆对应的权重向量为 $w_i = (w_i(1), w_i(2), \dots, w_i(m))$ 。设 s_0 与 s_i 的交集为 $s_{\cap} = s_0 \cap s_i = (s_{\cap}(1), s_{\cap}(2), \dots, s_{\cap}(k))$, $w = (w_{\cap}(1), w_{\cap}(2), \dots, w_{\cap}(k))$ 其中 k 为交集的元素个数。此时将 s_{\cap} 中所有元素的权重系数进行累加得

$$w_{\cap i} = \sum_{j=1}^k w_{\cap i}(j). \quad (1)$$

设置阈值 ε ,若 $w_{\cap i} \geq \varepsilon$,则将此案例列入候选案例集合,否则抛弃此案例。用权重系数累加的方法可以避免当某案例 s_i 绝大多数征兆均落在 s_0 中但其关键指标却表现正常的情况,即:考察案例 s_i 是否要作为候选案例集合中的一个案例时,仅仅观察 s_i 与 s_0 的交集是有缺陷的,采用权重系数累加的方法更为客观。案例初步检索方法可描述为图 4 中的流程。

由于当前故障和每个案例的征兆都不一定相同,因此 S 和 s_0 中有部分与案例和故障描述无关的征兆。为了不影响指标的归一化处理 and 案例相似度计算时的比较环境,将那些与案例和当前故障描述无关的征兆取正常值(或 0),权重系数取 0。为消除不同量纲对指标值的影响,对 S 和 s_0 中的元素进行归一化处理

$$s'_i(k) = \frac{s_i(k)}{\sqrt{\sum_{i=0}^m s_i^2(k)}}, \quad (2)$$

式(2)中, $0 \leq i \leq m, 1 \leq k \leq n$ 。

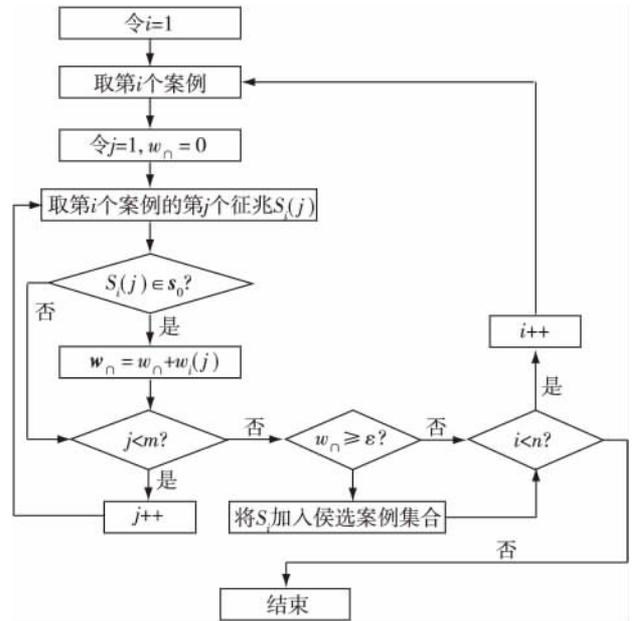


图 4 案例初步检索流程

Fig. 4 Preliminary case search process

经过归一化处理,得到新的当前故障征兆向量 $s'_0 = (s'_0(1), s'_0(2), \dots, s'_0(n))$ 和新的案例故障征兆指标集矩阵 S' ,其中 s'_0 和 S' 中的每个指标值均满足 $0 \leq s'_i(k) \leq 1$ 。

$$S' = \begin{bmatrix} s'_1(1) & s'_1(2) & \dots & s'_1(n) \\ s'_2(1) & s'_2(2) & \dots & s'_2(n) \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ s'_m(1) & s'_m(2) & \dots & s'_m(n) \end{bmatrix}. \quad (3)$$

通过故障案例初步检索以后,保证了将系统所有可能发生的故障纳入到候选案例集合中,候选案例集合中的一个和几个案例的组合就是当前故障的解。

3.3 案例相似度计算

在基于 CBR 的多故障诊断系统中,案例检索是其核心步骤,检索算法的优劣会直接影响到故障诊断的准确性。对于案例检索来说,案例匹配是其主要任务,通常可分为两个步骤:

- 1) 故障与案例单个指标的局部相似度计算;
- 2) 综合各个故障指标的复合相似度计算。

在故障诊断时,我们往往得不到全面的、足够的信息。从某种意义上说,它们彼此之间的关系是灰色的。灰色关联分析正是为了适应灰色系统相关性分析的客观需要,通过对灰色系统动态过程发展态势的量化比较分析,把系统有关因素之间的各种关系展现在人们面前。传统的灰色关联度算法用各特征

指标的灰色关联度来表示指标的局部相似度,再将各局部相似度加权平均得到总体相似度.考虑到各个指标的重要程度不一样,在计算局部相似度时将权重纳入到比较环境的计算中,可以得到改进的局部灰色关联算法,其表达式如下:

$$G_s(s_0(k), s_i(k)) = \left[\min_k \min_i (w_k | s_0'(k) - s_i'(k) |) + \xi \max_k \max_i (w_k | s_0'(k) - s_i'(k) |) \right] \cdot \left[w_k | s_0'(k) - s_i'(k) | + \xi \max_k \max_i (w_k | s_0'(k) - s_i'(k) |) \right]^{-1}. \quad (4)$$

式(4)中, $\xi \in [0, 1]$ 为分辨系数,一般取 $\xi = 0.5$; $\min_k \min_i | s_0'(k) - s_i'(k) |$ 和 $\max_k \max_i | s_0'(k) - s_i'(k) |$ 为案例 s_0' 与案例 s_i' 在第 k 个特征指标的比较环境; w_k 为不同特征指标的权重.

待分析故障和候选案例的故障征兆集合包含多个征兆指标,通过公式(4)计算出了单个征兆的相似度.由于单个相似度的信息过于分散,不便于比较,因此有必要将各个指标的关联系数集中起来,以一个综合值的形式来反映2个征兆向量的总体相似度.求平均值是信息集中处理的一种方法,因此,相似度的一般表达式为

$$r_i = \frac{1}{n} \sum_{k=0}^n G_s(s_0(k), s_i(k)), \quad (5)$$

式(5)中^[3], n 为征兆总个数, r_i 表示待分析故障与第 i 个候选案例的相似度.待分析故障 s_0 与案例 s_i 在指标 k 上的灰色距离可定义为

$$G_d(s_0(k), s_i(k)) = \frac{1}{G_s(s_0(k), s_i(k))} - 1. \quad (6)$$

显然,式(6)满足相似度取值范围为 $(0, 1]$, 距离取值范围为 $[0, \infty]$ 的要求.函数 G_d 反映了2点间基于灰色关联理论的相对距离.在 n 维空间上,根据欧几里德距离公式,待分析故障 s_0 与案例 s_i 的灰色距离为:

$$G_d(s_0, s_i) = \sqrt{\sum_{k=1}^n G_d^2(s_0(k), s_i(k))}. \quad (7)$$

根据相似度与距离之间的转化公式,即式(6),待分析故障 s_0 与案例 s_i 在整个 n 维空间上的复合灰色相似度为

$$G_s(s_0, s_i) = \frac{1}{1 + G_d(s_0, s_i)}. \quad (8)$$

以上是基于灰色关联理论的相似度计算模型.根据式(4)~(8)可以计算待分析故障与各案例之间的灰色相似度,可以推荐相似度最大的故障案例

作为结果案例.

4 诊断结果生成

由于候选案例集合中的每个案例都对应一个相似度,当前待诊断故障包含在候选案例集合中.将 Type-3 类型的多故障作为一个整体案例看待,这时系统中的多故障类型为 Type-1 或者 Type-2,而 Type-1 是 Type-2 的特例.一般认为相似度最大的案例是系统中发生的一个故障,根据 Type-2 类型多故障的特点,各个故障之间的征兆集合没有交集,如果认为系统中发生了某个故障,则与此案例有征兆交集的案例将不会是系统中发生的故障^[3].基于这个思想,可以用以下方法从候选案例集合中生成故障系统的多故障解.

1) 将候选案例集合中相似度最大的案例作为系统中发生的一个故障.

2) 从故障征兆集合中去掉此案例包含的征兆,形成新的集合.

3) 从候选案例集合中剔除与此案例征兆有交集的案例,形成一个缩小的候选案例集合.

4) 重复以上步骤,直到故障征兆集合中所有的元素都已经去掉,形成一个空集.这样,每次取出的相似度最大的案例的集合就构成了当前多故障的解集合.

以一个汽轮机的多故障分析实例来说明多故障诊断结果的生成,待诊断故障及案例数据如表1所示.通过权重隶属度方法生成初始的候选案例集合,且对其进行相似度计算.候选案例集合中各个案例的相似度值分别如下:

$$\left. \begin{array}{l} \text{转子不平衡} \\ \text{转子不对中} \\ \text{转动部件松动} \\ \text{动静部分碰磨} \\ \text{地脚螺栓松动} \end{array} \right\} = \left\{ \begin{array}{l} 0.320 \\ 0.967 \\ 0.922 \\ 0.485 \\ 0.432 \end{array} \right\}.$$

其中相似度最大的案例为“转子不对中”,其相似度为0.967,“转子不对中”案例的故障征兆集合为 $\{1f, 2f\}$, 从故障征兆集合 $\{0 \sim 0.4f, 0.41f \sim 0.49f, 0.51f \sim 0.59f, 1f, 2f, \text{极高频率}\}$ 中去除“转子不对中”案例所包含的征兆,修改故障征兆集合为 $\{0 \sim 0.4f, 0.41f \sim 0.49f, 0.51f \sim 0.59f, \text{极高频率}\}$.将候选案例集合中与“转子不对中”案例有征兆交集的案例剔除,其中“转子不平衡”,“动静部分碰磨”和“地脚螺栓松动”3个案例的征兆集合与“转子不对中”

表 1 汽轮机案例及故障数据
Table 1 Case of steam turbine and fault data

故障案例	故障征兆							
	0 ~ 0.4f	0.41f ~ 0.49f	0.5f	0.51f ~ 0.59f	1f	2f	3f ~ 5f	极高频率
转子不平衡	0	0	0	0	0.9	0.05	0	0.05
转子不对中	0	0	0	0	0.4	0.6	0	0
转动部件松动	0.4	0.4	0	0.1	0	0	0	0.1
动静部分碰磨	0.1	0.1	0	0.1	0.2	0.1	0	0.2
地脚螺栓松动	0.1	0.2	0	0	0	0.8	0	0.2
待诊断故障	0.4	0.38	0	0.1	0.41	0.6	0	0.09

案例的征兆集合有交集,将这 3 个案例剔除,得到缩小的候选案例集合为: {转动部件松动},其相似度集合为{0.922}.再次重复以上步骤,将相似度最大的案例“转动部件松动”作为一个故障,修改故障征兆集合和候选案例集合,直到故障征兆集合或者候选案例集合为空集.将每次取出的相似度最大的候选案例组合起来,就是当前故障的解^[3].本实例的解应为

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{转子不对中} \\ \text{转动部件松动} \end{array} \right\} = \left\{ \begin{array}{l} 0.967 \\ 0.922 \end{array} \right\}.$$

5 结论

多故障诊断是目前电力设备故障诊断领域较为复杂的问题.本文根据多故障与单故障的不同,建立了面向多故障模式的案例库模型,并采用 CBR 技术作为多故障诊断分析的推理方法.在单故障诊断分析的基础上,提出了一种基于二次检索策略的多故障诊断方法.通过该诊断方法,可以获得与待诊断故障最为相似的故障案例,实现了对多故障模式的快速诊断.最后对基于 CBR 的多故障诊断方法进行了实例说明.

参考文献

References

[1] 王道平,张义忠.故障智能诊断系统的理论与方法[M].北京:冶金工业出版社,2001
WANG Daoping, ZHANG Yizhong. Theory and method of intelligent fault diagnosis system [M]. Beijing: Metallurgical Industry Press, 2001

[2] 姚建刚,肖辉耀,章建,等.电力设备运行安全状态评估系统的方案设计[J].电力系统及其自动化学报,2009,21(1):52-58
YAO Jiangan, XIAO Huiyao, ZHANG Jian, et al. Design of electric equipment operation security condition assessment system [J]. Proceedings of the Chinese Society of Universities for Electric Power System and Its Automa-

tion, 2009, 21(1): 52-58

[3] Wang Z Y, Marek-Sadowska M, Tsai K H, et al. Analysis and methodology for multiple-fault diagnosis [J]. IEEE Transactions on Computer-Aided Design of Integrated Circuits and Systems, 2006, 25(3): 558-575

[4] 李莉,胡兴龙.电力设备故障诊断的现状与发展对策[J].中小企业管理与科技,2010(11):309-310
LI Li, HU Xinglong. Present situation and development countermeasures for electric power equipment fault diagnosis [J]. Small and Medium-Sized Enterprise Management and Technology, 2010(11): 309-310

[5] 李强.电力设备状态监测和故障诊断技术发展趋势[J].电力信息化,2009,7(2):12-14
LI Qiang. Development trend in electric power equipment condition monitoring and fault diagnosis technology [J]. Electric Power Information Technology, 2009, 7(2): 12-14

[6] 王亚萍,张振福.电力设备故障及监测诊断技术概析[J].中国高新技术企业,2011(11):103-104
WANG Yaping, ZHANG Zhenfu. Introduction to electrical equipment fault diagnosis and monitoring technology [J]. China High-Tech Enterprises, 2011(11): 103-104

[7] 邓文辉,李艳琴. FTA 法在电力设备可靠性维修中的应用[J].电气开关,2010,48(6):59-61
DENG Wenhui, LI Yanqin. Application of FTA in power equipment maintenance [J]. Electrical Switchgear, 2010, 48(6): 59-61

[8] 杨启平,徐丹凤,牟雪云,等.智能电网背景下的电力设备监测和维护技术[J].上海电力学院学报,2010,26(6):520-524,533
YANG Qiping, XU Danfeng, MOU Xueyun, et al. Power equipment monitoring & maintenance technology in smart grid [J]. Journal of Shanghai University of Electric Power, 2010, 26(6): 520-524, 533

[9] Bao Y K, Liu Z, Zhang J L. A CBR-based support system of quick construction projects bids [C] // Proceedings of 2004 International Conference on Machine Learning and Cybernetics, 2004, 5: 2991-2995

[10] Fang T, Pattipati K R, Deb S, et al. Computationally Efficient Algorithms for multiple fault diagnosis in large graph-based systems [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 2003, 33(1): 73-85

[11] 严智渊.灰色关联分析与应用[M].南京:江苏科学技术出版社,1989

YAN Zhiyuan. Grey correlation analysis and its application [M]. Nanjing: Jiangsu Science and Technology Publishing House, 1989

[12] 邓聚龙. 灰色系统基本方法 [M]. 武汉: 华中理工大学出版社, 1987

DENG Julong. Basic methods of gray system [M]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology

Press, 1987

[13] 魏圆圆, 王儒敬, 方静. 多种诊断推理方法的设计与比较 [J]. 计算机工程与应用, 2005, 41(2): 57-58

WEI Yuanyuan, WANG Rujing, FANG Jing. The designing and comparison of multi diagnosis and reasoning methods [J]. Computer Engineering and Applications, 2005, 41(2): 57-58

Power equipment multiple fault diagnosis method based on case reasoning

LIU Yizhong¹ LI Guo²

1 Power Supply Bureau of Guangdong Power Grid Company, Dongguan 523008

2 Electric Power Research Institute, CSG, Guangzhou 510080

Abstract After analyzing the characteristics of multiple fault modes, the case knowledge database is established for multiple faults, and a multiple fault diagnosis method for electric equipments based on the two-step case retrieval strategy is proposed. The weight membership is employed to generate the initial candidate cases, which reduces the number of candidate cases greatly. Subsequently, the most probable fault case is obtained through the calculation of case similarity with the grey relational analysis, which avoids the problem of time-consuming computation resulting from the combination explosion of multiple faults. Finally, an example is embedded in the description of the methodology for better understanding.

Key words power equipment; multiple fault; case reasoning; weight membership