

针对智能变电站二次回路故障的高压断路器故障追踪

张晓彤¹, 陈青¹, 孙梦璇¹, 黄吴镒¹, 王磊², 刘博³

(1. 山东大学 电网智能化调度与控制教育部重点实验室, 山东 济南 250061;

2. 国网技术学院, 山东 济南 250002; 3. 北京交通大学 电气工程学院, 北京 100044)

摘要:针对相关二次回路故障导致高压断路器不正确动作的情况进行分析,提出了一种基于有向二分图模型的故障追踪方法,从而对高压断路器不正确动作具体原因进行反向追踪。首先根据面向通用对象的变电站事件报文的传递路径将相关二次回路网络分簇为通信网络、保护装置、智能组件及测控装置,并将每一簇作为一个子域。其次利用智能变电站端的相关二次回路异常信息及故障原因之间的逻辑关系,在每个子域内建立基于有向二分图的故障关联模型。最后引入贝叶斯疑似度对故障原因进行计算分析并结合反向推理进行验证,从概率上保证了结果的准确性。案例分析表明,所提故障追踪方法可以及时对高压断路器不正确动作追本溯源,且具有较高的容错性。

关键词:智能变电站;有向二分图模型;贝叶斯疑似度;反向推理;高压断路器;二次回路;故障追踪

中图分类号:TM 561

文献标志码:A

DOI:10.16081/j.epae.202008003

0 引言

高压断路器作为电力系统中完成负荷控制和故障保护的重要设备,若发生不正确动作可能危及整个电网的安全稳定运行,及时找到故障原因是快速解决故障问题、使高压断路器恢复正常运行、提高电网安全稳定水平及实现智能电网自愈功能的基础。

当前对于高压断路器的故障诊断研究成果非常丰富:一类是依靠分合闸线圈电流或机械振动信号等微观量进行故障诊断,例如基于卷积神经网络的方法^[1]、基于因子分析和支持向量机的方法^[2]及模糊推理方法^[3-4]等;另外一类是从宏观的角度对故障征兆进行逻辑推理,如文献[5]采用神经模糊 Petri 网的方法对断路器内部故障进行诊断。这些研究成果为诊断高压断路器本体故障提供了有效的解决方法,但是实际中相关二次回路发生故障时,保护发出的动作指令不能被断路器接收,也将导致断路器不正确动作。目前涉及相关二次回路故障导致断路器不正确动作的研究很少,本文将对此问题开展研究,作为当前高压断路器故障诊断方法的补充,使得故障原因的分析更加全面,为设备快速修复及智能电网实现自愈功能奠定基础。

对二次回路的故障追踪属于非确定性故障定位,即从故障原因与故障征兆之间的非确定性对应关系推理出故障原因的过程,相关主要技术有神经网络技术、专家系统、模糊集、因果论、贝叶斯网络等^[6]。传统的故障定位技术已经在通信网络等方面

取得了较好的应用效果,但仍有一些问题没有得到较好的解决:①非确定性故障定位问题理论上已经被证明为非确定性多项式(NP)难题,计算复杂度;②复杂系统可获取的训练样本较少,不能满足部分算法对训练样本的需求;③故障发生时系统将产生大量的冗余信息;④告警信息可能存在丢失或虚假信息等情况^[7-8]。

本文考虑了本领域的应用需求和现存的问题,以及时追踪智能变电站二次回路故障造成的高压断路器不正确动作的具体原因为出发点,提出了基于有向二分图模型的高压断路器故障追踪方法。首先,对导致断路器不正确动作的相关二次回路进行分析,并按其结构进行分簇,形成相应的子域;然后,基于相关二次回路站端的异常信息及故障原因之间的逻辑关系,对每个子域搭建概率加权的有向二分图模型;最后通过贝叶斯疑似度计算获取追踪结果,并通过引入准故障率和最小故障率的概念,实现反向推理,从而保证告警信息丢失或错误的情况下故障追踪结果的准确性。本文方法具有较低的计算复杂度和较高的容错性,同时利用站端的异常信息,避免了仅使用事故级信息造成的无法对故障断面进行全面分析的问题。

1 智能变电站相关二次回路

智能变电站二次回路故障诊断对象一般主要包括合并单元、保护装置、智能开关(包括智能组件及操作机构)、测控装置、通信网络等^[9],每个对象都可能出现多种故障情况,本文对可能导致高压断路器不正确动作的对象进行具体分析。

1.1 面向通用对象的变电站事件报文传递路径

随着智能变电站的发展建设,智能断路器获得

收稿日期:2019-11-19;修回日期:2020-06-05

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51877123)

Project supported by the National Natural Science Foundation of China(51877123)

了广泛的应用,其由常规操作机构及智能组件构成^[10]。高压断路器通过其智能组件接收面向通用对象的变电站事件(GOOSE)报文获得动作指令。

电网中发生故障时,合并单元完成采样信息合并及上传功能,将采样值(SV)报文发送至保护装置、测控单元及录波系统,保护装置接收到SV报文后,经过判断发出GOOSE报文跳闸指令,智能组件接收GOOSE报文,作用于操作机构使断路器动作,对故障区域进行隔离^[11]。当高压断路器本体正常,却发生不正确动作时,则与相关二次回路的状态相关,即从保护出口到操作机构之间发生了故障。由保护装置发出跳闸指令到断路器动作的过程,即GOOSE报文的传递路径如图1所示。

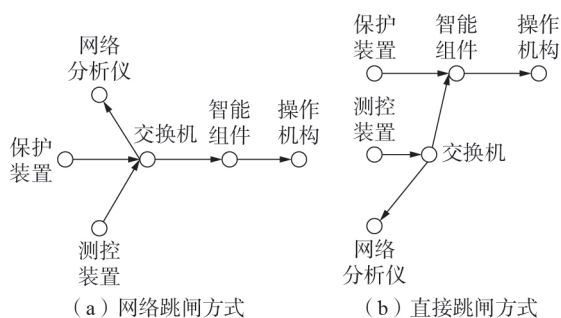


图1 GOOSE报文的传输路径

Fig.1 Transmission path of GOOSE message

目前高压电力系统中多采用网络跳闸方式,因此,本文将网络跳闸方式为例进行研究。

1.2 相关二次回路故障信息

由图1(a)可知,二次回路故障导致断路器发生不正确动作,是由保护装置、智能组件、通信网络(包括交换机)、测控装置等的GOOSE通信模块故障造成的,为表述简便,下文以装置名称代表其相应的GOOSE通信模块。上述每个模块的故障均可能由各种不同的原因引起,称其为故障事件,故障事件是高压断路器故障追踪的目标,对于某一确定的智能变电站存在相应的故障事件集。

文献[9, 12]结合500 kV蟠龙站等智能变电站投运以来的历史故障数据,总结各模块常见的故障事件如附录中的表A1所示。相关二次回路故障通常是由这些常见故障导致的,所以将这些常见故障作为本文研究高压断路器故障追踪方法的基本故障事件信息。不同的故障事件会产生相应的告警信息,告警信息可以表征故障位置及深层的故障原因,因此,对各模块告警信息的获取及分析是故障追踪的基础。

目前智能变电站配置了多种信息采集系统,其中二次回路在线监测系统如图2所示。图中,IED为智能电子设备。由于本文主要研究相关二次回路的故障信息,因此只需关注包含有相关告警信号的信

息系统,通过对各部分功能的分析可知本文主要信息来源为综自报警系统、网络分析仪中的信息及通信网络在线监测信息。

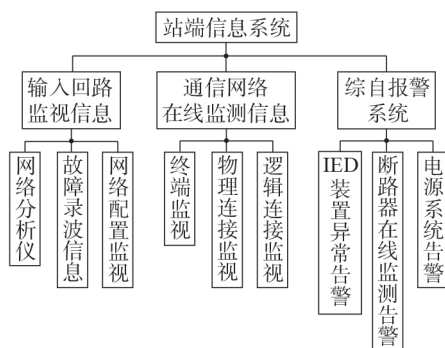


图2 二次回路在线监测系统

Fig.2 Online monitoring information system of secondary circuit

根据文献[13]中的决策树分类算法分析变电站综自报警信息、通信网络在线监测信息及网络分析仪中的信息,可获取高压断路器故障追踪相关的异常信号,形成相应的故障征兆集 S ,如附录中的表A2所示。

2 故障追踪模型

智能变电站二次回路各模块发生故障时,相关的告警信息可以反映模块中具体的故障原因,并且结合实际故障情况可知,不同的告警信息组合通常对应不同故障事件的发生。因此,追踪深层故障原因的关键在于对告警信息与故障之间的关系进行建模,一般采用的模型有Petri网、因果图、贝叶斯网络、FSM模型、依赖图、二分图等。尽管依赖图、因果图以及贝叶斯网络模型具有较好的建模能力,但其计算复杂度较高^[14],而二分图可视为这些网络的简化模型,具有一定的建模能力和较低的运算复杂度。因此本文采用概率加权的有向二分图模型表达故障与故障征兆的关系。

2.1 概率加权的有向二分图网络

本节首先对概率加权的有向二分图网络基本模型的定义及其原理进行介绍。

定义 $G=(V(F \cup S), E(F \times S), P_F, P_{F \times S})$ 为概率加权的有向二分图模型。其中, $F=\{f_1, f_2, \dots, f_n\}$ 为故障集, n 为故障总数; $S=\{s_1, s_2, \dots, s_m\}$ 为故障征兆集, m 为故障征兆总数; $V(F \cup S)$ 为二分节点集; $P_F=\{p(f_i) | f_i \in F\}$, $p(f_i)$ 为故障 f_i 发生的概率; $P_{F \times S}=\{p(s_j | f_i) | f_i \in F, s_j \in S\}$, $p(s_j | f_i)$ 为在故障 f_i 发生的条件下征兆 s_j 发生的概率,且 $0 \leq p(s_j | f_i) \leq 1$; $E(F \times S)$ 为有向边集,由故障指向征兆。

为了更直观地展现二分图的网络特点,本文设计了一个简单示例如图3所示(图3仅用于原理说明,图中的故障及故障征兆与表A1、A2无关)。该基础模型由3个故障节点和4个故障征兆节点组成,故障集 $F=\{f_1, f_2, f_3\}$, 故障征兆集 $S=\{s_1, s_2, s_3, s_4\}$,

$$P_F=[0.005, 0.010, 0.008], P_{F \times S} = \begin{bmatrix} 0.5 & 0.8 & 0.9 & 0 \\ 0 & 0.1 & 0 & 0.2 \\ 0 & 0 & 0.4 & 0.7 \end{bmatrix}。由$$

$P_{F \times S}$ 可见,各故障的边权重之和不为1,这是由于故障发生时,可能产生不同的故障征兆组合,其间存在交叉现象。

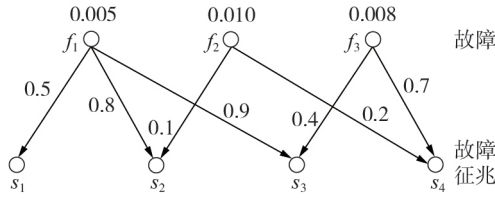


图3 概率加权有向二分图示例

Fig.3 Example of probability weighted directed bipartite graph

此外,图3中显示了与故障征兆 s_j 关联的故障集 $S_{\text{sign}}(s_j) \subseteq F$, 记为 $S_{\text{sign}}(s_1)=\{f_1\}$ 、 $S_{\text{sign}}(s_2)=\{f_1, f_2\}$ 、 $S_{\text{sign}}(s_3)=\{f_1, f_2, f_3\}$ 、 $S_{\text{sign}}(s_4)=\{f_2, f_3\}$, 及与故障 f_i 关联的故障征兆集 $S_{\text{fault}}(f_i) \subseteq S$, 记为 $S_{\text{fault}}(f_1)=\{s_1, s_2, s_3\}$ 、 $S_{\text{fault}}(f_2)=\{s_2, s_3, s_4\}$ 、 $S_{\text{fault}}(f_3)=\{s_3, s_4\}$ 。

2.2 故障追踪算法

相关二次回路的故障追踪机理为将从变电站端获取的异常信息映射至可能发生的故障集,并且给出最大概率故障事件的分析,这属于不确定知识的推理问题^[15]。

贝叶斯算法是一种概率意义上的推理,是在已知先验概率和条件概率情况下的模式分类方法,其在处理不确定性问题时可以保证诊断结果的可信度,已获得了广泛的应用。在进行故障诊断时,先验概率为故障发生的概率,条件概率为故障发生时产生相关告警信息(故障征兆)的概率,可根据历史数据计算得到,根据已知的先验概率及条件概率可以计算出贝叶斯疑似度,即某些故障征兆发生时某故障发生的概率,因此通过计算贝叶斯疑似度,可以找到最大概率故障事件^[16]。本文参考文献[18]中定义的贝叶斯疑似度,并结合反向推理确定最大概率故障事件。已知观察到的征兆集 S_N , 则故障 f 发生的贝叶斯疑似度 d_{bs} 为:

$$d_{\text{bs}}(f, S_N) = \frac{\sum_{s \in S_N} p(f|s)}{\sum_{s_j \in S_{\text{fault}}(f)} p(f|s_j)} \quad (1)$$

$$p(f|s) = \frac{p(f)p(s|f)}{\sum_{f_i \in F} p(f_i)p(s|f_i)} \quad (2)$$

根据 S_N 中观察到的征兆,计算每一个故障的贝叶斯疑似度,并将其按大小进行排序,由于相关二次回路中的多个模块一般不会同时故障,因此 d_{bs} 值最大的故障即为故障原因。但是实际的故障追踪过程中可能会出现重要告警信息丢失或者误报的情况,由于贝叶斯疑似度为相对值,对于告警信息丢失的情况,为避免其对计算结果造成影响,本文提出了以下补充判断依据。

(1) 最小故障率 k 。

根据智能变电站相关二次系统历史信息分析可知,当表征实际故障事件的重要告警信息丢失时,计算所得的最大贝叶斯疑似度值较小,其对应的可疑故障事件与实际故障事件不符。因此所求 d_{bs} 的最大值过小时,表明发生了重要告警信息丢失。定义最小故障率 k , 当 d_{bs} 的最大值小于 k 时,说明重要告警信息丢失,追踪结果不可信,需要重新进行数据挖掘获取告警信息。

(2) 准故障率 l 。

若告警信息误报,则可能出现2个故障事件的贝叶斯疑似度均较大的情况,因此定义准故障率 l , 若最大的2个 d_{bs} 值均大于 l , 则对这2处故障进行反向假设推理,确认其故障是否为真。

根据1.1节中的报文传递过程可知,当某一模块发生故障时,其之后的相关模块均不能正确运行,且会产生相应的异常信息,因此,反向假设推理中,假设某故障为真,则该故障所在的模块不能正常运行,若之后与其相关的模块均不能实现功能并发出异常信息,则该故障为真;若存在可以正常运行且没有发出异常信息的相关模块,则该故障为假。

将1.2节中的保护装置、智能组件、通信网络(包括交换机)、测控装置模块进行关联性分析,故障征兆域为某模块内故障可能产生的故障征兆的集合,故障域为某模块可能发生的故障的集合,关联故障域为某一模块故障后,不能正常工作的模块的故障域。对通信网络(主要为交换机故障),其故障征兆域为 $z_1=\{s_1, s_2, \dots, s_7\}$, 故障域为 $g_1=\{f_1, f_2, \dots, f_4\}$, 关联故障域为 $r_1=\{g_2, g_3\}$; 对保护装置,其故障征兆域为 $z_2=\{s_8, s_9, \dots, s_{16}\}$, 故障域为 $g_2=\{f_5, f_6, \dots, f_9\}$, 关联故障域为 $r_2=\{g_1, g_3\}$; 对智能组件,其故障征兆域为 $z_3=\{s_{17}, s_{18}, \dots, s_{24}\}$, 故障域为 $g_3=\{f_{10}, f_{11}, f_{12}, f_{13}\}$, 关联故障域为 $r_3=\{g_2\}$; 对测控装置,其故障征兆域为 $z_4=\{s_{25}, s_{26}, \dots, s_{32}\}$, 故障域为 $g_4=\{f_{14}, f_{15}, f_{16}, f_{17}\}$, 关联故障域为 $r_4=\{g_1, g_3\}$ 。确定相应的故障域,根据

其关联故障域可得到相关联的模块,从而可以判断 S_N 中是否存在可以表征相关联模块不能正常运行(主要指通信断链)的征兆。

2.3 参数确定

本文采用分析验证结合的方法确定参数最小故障率 k 及准故障率 l 的值,利用智能变电站综合仿真实训系统进行故障模拟,获取所需数据,包括故障事件及相应的故障征兆。经模拟得到 30 组数据,取其中 20 组数据作为分析组、10 组数据作为验证组,验证数据组中含有告警信息误报或错误的情况。

按照 2.2 节中的算法对分析组中的信息进行贝叶斯疑似度计算,且此时不考虑告警信息误报或丢失,得到的结果如图 4 所示。图中,横轴为根据 20 个故障事件的故障征兆分析得到的所有可疑故障事件,每个故障事件引起的故障征兆都对应多个可疑故障事件,为了区分每个故障事件以便于分析,故障事件之间以 5 个零点作为分隔形成 20 个区间;纵轴为故障征兆对应可疑故障的贝叶斯疑似度。根据图 4 可直接确定每个区间中贝叶斯疑似度值最大的点,实现纵向比较。对 20 组数据同时进行分析和横向对比后可知,真正的故障事件对应的贝叶斯疑似度值均大于 0.4,则取最小故障率 $k=0.4$,且贝叶斯疑似度值大于 0.5 的可疑故障均为真正的故障事件,则取准故障率 $l=0.5$ 。

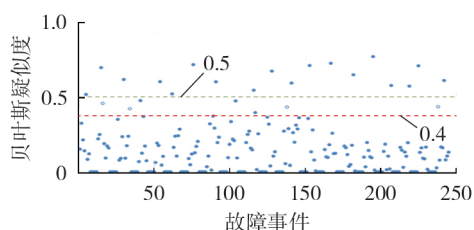


图 4 分析组贝叶斯疑似度计算结果

Fig.4 Calculative results of Bayesian suspiciousness for analysis group

参数值确定后,考虑报文丢失或误报的影响,对验证组进行计算分析,追踪结果符合真实的故障情况。

3 高压断路器故障追踪建模及实现

二次回路故障后,变电站端会出现大量的告警信息,这些信息即为故障征兆,根据故障征兆与故障原因之间的逻辑关系建立有向二分图模型,结合基于贝叶斯疑似度的综合算法,根据观测到的故障征兆追踪实际的故障原因。

3.1 相关二次回路故障追踪模型

根据 1.1 节中对 GOOSE 报文传递过程的分析,将相关二次回路分为通信网络、智能组件、保护装置及测控装置 4 个部分,形成相应的 4 个子域,结合 1.2 节中总结的各部分常见故障事件及故障征兆集,分

别构建有向二分图模型。先验概率及条件概率的计算公式分别如式(3)、(4)所示。

$$p(f_i) = \frac{n(f_i)}{n(F_m)} \quad f_i \in F_m \quad (3)$$

$$p(s_j | f_i) = \frac{n(f_x)}{n(f_i)} \quad f_x \in F_i(s_j) \quad (4)$$

其中, $n(f_i)$ 为故障 f_i 的发生次数; F_m 为二次回路故障集; $n(F_m)$ 为所统计的二次回路总故障次数; $n(f_x)$ 为发生故障 f_x 时产生相关告警信息的故障次数; $F_i(s_j)$ 为发生的某故障 f_i 的集合,且该故障发生时出现告警信息 s_j 。根据式(3)、(4),对智能变电站相关二次系统的历史数据进行分析计算,求出二分图模型中的先验概率和条件概率,即故障事件发生概率及有向边的权重,可得到概率加权的有向二分图模型,其中通信网络及保护装置部分的模型如图 5 所示,其他部分模型见附录 B 中的图 B1。

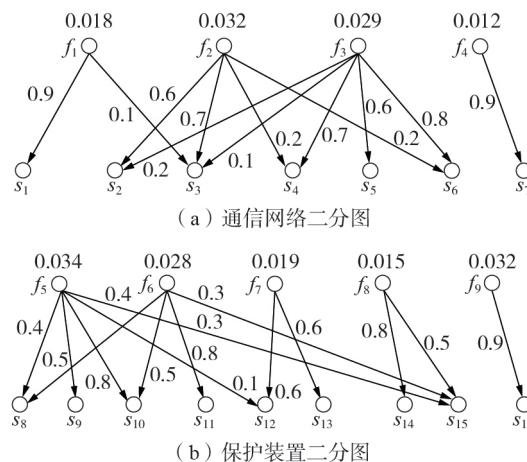


图 5 概率加权有向二分图模型

Fig.5 Probability weighted directed bipartite graph model

3.2 故障追踪流程

在上述模型的基础上,实现故障追踪的流程如下。

(1) 确定 $G=(V(F \cup S), E(F \times S), P_F, P_{F \times S})$ 故障传播模型、 $S_{\text{sign}}(s)$ 、 $S_{\text{fault}}(f)$ 、观察到的征兆集 S_N , 最小故障率 $k=0.4$, 准故障率 $l=0.5$ 。

(2) 根据 S_N 中的故障征兆, 遍历每个征兆的故障集 $S_{\text{sign}}(s)$, 找出 4 个子域中的所有可能故障构成待选故障子集 F_d 。

(3) 对 F_d 中的每个故障, 计算其贝叶斯疑似度 d_{bs} , 并加入集合 B_{bs} 。

(4) 将 B_{bs} 中的元素由大到小排序, 取最大的 2 个值 d_{bs1} 、 d_{bs2} ($d_{bs2} \leq d_{bs1}$), 将其与参数 k 比较, 若 $d_{bs1} > k$ 、 $d_{bs2} \leq k$, 则贝叶斯疑似度值最大的故障为真正的故障原因, 转至步骤(8); 若 $d_{bs1} \leq k$ 、 $d_{bs2} < k$, 则出现重要故障征兆丢失, 转到步骤(7); 若 $d_{bs1} \geq k$ 、 $d_{bs2} \geq k$, 则转到步骤(5)。

(5)将 d_{bs1} 、 d_{bs2} 分别与 l 进行比较,如果 $d_{bs1} \geq l$ 且 $d_{bs2} \geq l$,则出现告警信息误报,转到步骤(6),否则转到步骤(8)。

(6)根据2.2节中的算法对这2处故障进行反向假设推理,确认其故障是否为真,若 d_{bs2} 所对应的故障事件为真,则输出追踪结果为: d_{bs2} 所对应的故障事件为追踪所得的故障原因,否则转到步骤(8)。

(7)输出追踪结果为重要告警信息丢失,无法确定故障原因,建议重新进行数据挖掘获取告警信息,返回步骤(1)。

(8)输出追踪结果为: d_{bs1} 所对应的故障事件为追踪所得的故障原因。

4 案例分析

4.1 算例1

某220 kV智能变电站110 kV出线发生两相短路接地故障,保护装置检测到故障信息,并发出动作指令,断路器由于某种原因没有发生跳闸,使得后备保护动作。故障发生期间,二次回路在线检测到断路器智能组件通信故障,报警信息包括保护装置上传智能组件通信中断信息,测控单元上传智能组件通信中断信息,网络报文分析仪检测智能组件通信中断,交换机检测智能组件链路中断及交换机端口IED通信故障。

可获取的故障征兆信息为 s_2 (交换机检测链路中断)、 s_3 (交换机端口IED通信故障)、 s_8 (智能组件GOOSE断链)、 s_{24} (网络分析仪检测智能组件通信异常)、 s_{25} (智能组件GOOSE断链),则有 $S_N = \{s_2, s_3, s_8, s_{24}, s_{25}\}$,遍历 S_N 的 $S_{\text{sign}}(s)$ 可以得到 $F_d = \{f_1, f_2, f_3, f_5, f_6, f_{10}, f_{11}, f_{13}, f_{14}, f_{15}\}$ 。根据2.2节中介绍的故障追踪算法,可以得到 F_d 中每个故障的贝叶斯疑似度集合 $B_{bs} = \{0.0765, 0.7776, 0.0923, 0.1938, 0.1999, 0.1219, 0.1358, 0.2289, 0.1944, 0.1824\}$,对集合中的贝叶斯疑似度排序得最大的2个值为 $d_{bs}(f_2, S_N) = 0.7776$ 、 $d_{bs}(f_{13}, S_N) = 0.2289$,则可知 $d_{bs1} = d_{bs}(f_2, S_N)$ 、 $d_{bs2} = d_{bs}(f_{13}, S_N)$,且 $d_{bs1} > k$ 、 $d_{bs2} \leq k$,则真正故障原因为 f_2 (通信链路故障),追踪结果与实际相符。

4.2 算例2

变电站运行方式与算例1相同,某出线发生三相短路故障,保护装置检测到故障信息,并发出动作指令,断路器由于某种原因没有发生跳闸,使得后备保护动作。二次系统在线检测的报警信息包括保护装置上传智能组件通信中断信息,智能组件上传智能组件失电告警信息,智能组件通信中断信息,网络分析仪检测GOOSE报文组播地址错误。

可获取的故障征兆信息为: s_8 (智能组件GOOSE断链)、 s_{20} (智能组件失电告警)、 s_{25} (智能组件GOOSE断链)、 s_{30} (GOOSE报文检测组播地址错误)。则有

$S_N = \{s_8, s_{20}, s_{25}, s_{30}\}$,遍历 S_N 的 $S_{\text{sign}}(s)$ 得 $F_d = \{f_5, f_6, f_{11}, f_{14}, f_{15}, f_{16}\}$,根据2.2节中的故障追踪算法,可以计算得出 F_d 中每个故障的贝叶斯疑似度集为度集 $B_{bs} = \{0.1938, 0.2137, 0.5126, 0.1944, 0.1824, 0.6990\}$,对其中的贝叶斯疑似度进行排序得最大值为 $d_{bs}(f_{16}, S_N) = 0.6990$ 、 $d_{bs}(f_{11}, S_N) = 0.5126$,则 $d_{bs1} = d_{bs}(f_{16}, S_N)$ 、 $d_{bs2} = d_{bs}(f_{11}, S_N)$,且 $d_{bs1} \geq l$ 、 $d_{bs2} \geq l$,则可知出现误报信息,进行反向假设推理。

(1)若故障 f_{16} 为真,则其关联模块应该均会出现表示其不能正常运行的故障征兆。该故障所在的故障域为 $g_4 = \{f_{14}, f_{15}, f_{16}, f_{17}\}$,其关联故障域为 $r_4 = \{g_1, g_3\}$,即 g_1 及 g_3 所对应的模块不能正常运行,均会出现故障征兆,即故障征兆集中应该存在故障征兆域 $z_1 = \{s_1, s_2, \dots, s_7\}$ 及 $z_3 = \{s_{17}, s_{18}, \dots, s_{24}\}$ 中的部分征兆,但实际故障征兆集 S_N 中不存在 z_1 中的任一征兆,所以 f_{16} 不是真正故障原因。

(2)若故障 f_{11} 为真,同理可知,故障征兆集中应该存在故障征兆域 $z_2 = \{s_8, s_9, \dots, s_{16}\}$ 中的部分征兆,实际故障征兆集 S_N 中存在征兆 $s_8 \in z_2$,则假设成立。因此, f_{11} (智能组件电源故障)是真正故障原因,追踪结果与实际相符。

4.3 算例3

某110 kV变电站发生故障后,若断路器没有正确动作,二次回路检测到的信息包括 s_2 (交换机检测链路中断)、 s_{10} (网络分析仪检测保护装置GOOSE断链)、 s_{17} (网络分析仪检测保护装置GOOSE断链)。根据事故后故障记录知告警信息 s_{13} (GOOSE报文检测VLAN编号错误)丢失。则 $S_N = \{s_2, s_{10}, s_{17}\}$,遍历 S_N 的 $S_{\text{sign}}(s)$ 得 $F_d = \{f_2, f_3, f_5, f_6, f_{10}, f_{11}\}$,根据2.2节中介绍的故障追踪算法,可计算得出 F_d 中每个故障的贝叶斯疑似度集合 $B_{bs} = \{0.3746, 0.0814, 0.2334, 0.2196, 0.1659, 0.3012\}$,将其进行排序可得最大的贝叶斯疑似度为 $d_{bs}(f_2, S_N) = 0.3746$ 、 $d_{bs}(f_{11}, S_N) = 0.3012$,则有 $d_{bs1} = d_{bs}(f_2, S_N)$ 及 $d_{bs2} = d_{bs}(f_{11}, S_N)$,可知 $d_{bs1} \leq k$ 、 $d_{bs2} \leq k$,这表明出现了重要信息丢失,应重新进行数据挖掘,故障追踪结果与实际情况相符。

5 结论

电网故障后故障诊断的结果中通常会含有高压断路器不正确动作的信息,利用该结果反向追踪其不正确动作的原因对电网稳定运行意义重大。本文主要研究了智能变电站二次回路故障情况下的高压断路器故障追踪方法。将相关二次回路按其结构进行分簇,形成相应的子域,从而简化模型,提高计算效率;建立概率加权的有向二分图模型,表示出故障征兆与故障之间的对应逻辑关系,同时充分利用了

异常信息,实现对故障断面的全面分析;基于贝叶斯疑似度结合最小故障率及准故障率,则可推理出故障原因,并且可以避免重要告警信息丢失或者误报对诊断结果造成影响。案例验证结果表明,本文方法可以实现高压断路器本体正常时的高压断路器不正确动作原因的追踪,具有较高的效率和准确性,尤其在容错性方面表现突出,因此可作为现有电网故障诊断的重要补充,并为电网故障诊断结果提供有力支撑。

附录见本刊网络版(<http://www.epae.cn>)。

参考文献:

- [1] 黄新波,胡潇文,朱永灿,等. 基于卷积神经网络算法的高压断路器故障诊断[J]. 电力自动化设备,2018,38(5):136-140.
HUANG Xinbo, HU Xiaowen, ZHU Yongcan, et al. Fault diagnosis of high-voltage circuit breaker based on convolution neural network[J]. Electric Power Automation Equipment, 2018, 38(5):136-140.
- [2] 程序,关永刚,张文鹏,等. 基于因子分析和支持向量机算法的高压断路器机械故障诊断方法[J]. 电工技术学报,2014,29(7):209-215.
CHENG Xu, GUAN Yonggang, ZHANG Wenpeng, et al. Diagnosis method on the mechanical failure of high voltage circuit breakers based on factor analysis and SVM[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2014, 29(7):209-215.
- [3] 赵莉华,付荣荣,荣强,等. 基于自适应神经模糊推理系统的高压断路器操作机构状态评估[J]. 高电压技术,2017,43(6):2007-2015.
ZHAO Lihua, FU Rongrong, RONG Qiang, et al. State evaluation of high voltage circuit breaker operating mechanism based on adaptive neural fuzzy inference system[J]. High Voltage Engineering, 2017, 43(6):2007-2015.
- [4] HUANG Lingjie, WANG Wei, WU Zhensheng, et al. Research on the model of HV SF₆ circuit breaker fault diagnosis based on fuzzy theory[C]//2008 International Conference on Condition Monitoring and Diagnosis. Beijing, China: IEEE, 2018:428-431.
- [5] 程雪珍,朱晓林,杜彦斌,等. 基于神经模糊Petri网的高压断路器故障诊断[J]. 电工技术学报,2018,33(11):2535-2544.
CHENG Xuezheng, ZHU Xiaolin, DU Yanbin, et al. High voltage circuit breaker fault diagnosis based on neural fuzzy Petri nets[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2018, 33(11):2535-2544.
- [6] 崔力民,何清素,王俊生,等. 基于二分图模型的通信信息网络故障联合定位[J]. 电信科学,2017,33(3):76-82.
CUI Limin, HE Qingsu, WANG Junsheng, et al. Network fault location based on bipartite graphs for communication and information networks[J]. Telecommunications Science, 2017, 33(3):76-82.
- [7] 张鹏,朱利,杜小智. 基于二分图极大权值匹配的SoC故障定位算法研究[J]. 计算机应用研究,2017,34(1):79-82.
ZHANG Peng, ZHU Li, DU Xiaozhi. Research on fault localization algorithm for SoC based on bipartite graph maximum weight matching[J]. Application Research of Computers, 2017, 34(1):79-82.
- [8] ZHANG Xiaotong, CHEN Qing, SUN Mengxuan, et al. Fault diagnosis method of circuit breakers based on weighted fuzzy Petrinets[C]//2019 4th Asia Conference on Power and Electrical Engineering. Hangzhou, China: IOPscience, 2019:1-8.
- [9] 笃峻,叶翔,葛立青,等. 智能变电站继电保护在线运维系统关键技术的研究及实现[J]. 电力自动化设备,2016,36(7):163-168.
DU Jun, YE Xiang, GE Liqing, et al. Key technologies of on-line maintenance system for relay protections in smart substation and its implementation[J]. Electric Power Automation Equipment, 2016, 36(7):163-168.
- [10] 林莘. 现代高压电器技术[M]. 北京:机械工业出版社,2011:248-260.
- [11] 林治,张孔林,唐志军. 智能变电站二次系统原理与现场实用技术[M]. 北京:中国电力出版社,2016:23-115.
- [12] 刘琨,黄明辉,李一泉,等. 智能变电站故障信息模型与继电保护在线监测方法[J]. 电力自动化设备,2018,38(2):210-216.
LIU Kun, HUANG Minghui, LI Yiquan, et al. Fault information model and online monitoring method for relay protection system in smart substation[J]. Electric Power Automation Equipment, 2018, 38(2):210-216.
- [13] 王磊,陈青,高洪雨,等. 基于大数据挖掘技术的智能变电站故障追踪架构[J]. 电力系统自动化,2018,42(3):84-90.
WANG Lei, CHEN Qing, GAO Hongyu, et al. Framework of fault trace for smart substation based on big data mining technology[J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(3):84-90.
- [14] 张成,廖建新,朱晓民. 基于贝叶斯疑似度的启发式故障定位算法[J]. 软件学报,2010,21(10):2610-2621.
ZHANG Cheng, LIAO Jianxin, ZHU Xiaomin. Heuristic fault localization algorithm based on Bayesian suspected degree[J]. Journal of Software, 2010, 21(10):2610-2621.
- [15] 王翔,代飞,高维忠,等. 基于集合运算和组合式模糊条件的电力通信网故障定位[J]. 电力系统自动化,2014,38(24):114-118.
WANG Xiang, DAI Fei, GAO Weizhong, et al. Fault location for electric power communication network based on intersection operation and combined fuzzy condition[J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(24):114-118.
- [16] 孙梦晨,丛伟,余江,等. 电网运维大数据背景下的继电保护通信系统故障定位方法[J]. 电力自动化设备,2019,39(4):141-147.
SUN Mengchen, CONG Wei, YU Jiang, et al. Fault locating method based on big data of power grid operation and maintenance for relay protection communication system[J]. Electric Power Automation Equipment, 2019, 39(4):141-147.
- [17] HUO Limin, ZHU Yongli, LI Ran, et al. Novel method for power system fault diagnosis based on Bayesian networks[C]//2004 International Conference on Power System Technology. Singapore: IEEE, 2004:818-822.
- [18] 胡正,陈庆芳,黄忠培,等. 基于贝叶斯疑似度的有向二分图模型的故障元件诊断[J]. 上海电力学院学报,2015,31(1):85-90.
HU Zheng, CHEN Qingfang, HUANG Zhongpei, et al. The element fault diagnosis model of weighted bipartite directed graph based on Bayesian suspected degree[J]. Journal of Shanghai University of Electric Power, 2015, 31(1):85-90.

作者简介:



张晓彤

张晓彤(1995—),女,山西临汾人,硕士研究生,主要研究方向为电力系统继电保护(E-mail:mxtzhang@163.com);

陈青(1963—),女,江苏宜兴人,教授,博士,通信作者,主要研究方向为电力系统继电保护及其安全自动装置(E-mail:qchen@sdu.edu.cn);

孙梦璇(1995—),女,山东潍坊人,硕士研究生,主要研究方向为电力系统继电保护及故障诊断(E-mail:1171658443@qq.com)。

(编辑 任思思)

(下转第224页 continued on age 224)

Verification method of secondary safety measures of intelligent substation based on signal simulation

FAN Weidong¹, ZHU Haoyu², FENG Xiaowei¹, DONG Jinxing¹, GAO Xiang³, HU Yan²

(1. State Grid Inner Mongolia Eastern Power Co., Ltd., Hohhot 010020, China;

2. School of Electronic Information and Electrical Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China;

3. Shanghai Yihao Automation Co., Ltd., Shanghai 201204, China)

Abstract: When the secondary equipment of intelligent substation is operated with safety measures, if the operation is improper, protection maloperation or false locking may be caused, or the effective isolation between the operating equipment and the maintenance equipment may not be ensured, thus causing serious impact. In view of the causes of the operation errors of the secondary safety measures, a signal simulation method is proposed to check the operation of the secondary safety measures. Virtual terminals and platens related to protection function are selected for simulation modeling, and different flow conditions of signals in the simulation model can directly show the protection action, blocking situation and the situation affected by maintenance in the operation of safety measures through simulation, so as to judge the correctness of the safety measure operation.

Key words: intelligent substation; secondary safety measures; simulation check; safety measures operation check; virtual loop simulation

(上接第217页 continued from page 217)

Fault tracking of high-voltage circuit breakers in case of secondary circuit faults in intelligent substations

ZHANG Xiaotong¹, CHEN Qing¹, SUN Mengxuan¹, HUANG Wudi¹, WANG Lei², LIU Bo³

(1. Key Laboratory of Power System Intelligent Dispatch and Control of Ministry of Education, Shandong University,

Jinan 250061, China; 2. State Grid of China Technology College, Jinan 250002, China;

3. School of Electrical Engineering, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China)

Abstract: The incorrect operation of the high-voltage circuit breaker caused by the secondary circuit fault is analyzed, then a fault tracking method based on the directed bipartite graph model is proposed to backward trace the specific cause of the incorrect action. Firstly, according to the transmission path of GOOSE message, the network is divided into four clusters, i.e. communication network, protection device, intelligent component, and measurement and control device, where each cluster is regarded as a sub-domain. Then based on the logical relationship between the fault causes and abnormal information of the relevant secondary system in smart substation, a fault map based on the directed bipartite graph is established in each sub-domain. Finally, the Bayesian suspected degree is introduced to calculate and analyze the cause of fault and back reasoning is used for verification, which guarantees the accuracy of the result in probability. The case study shows that the proposed fault tracking method can trace the source of the incorrect operation of the high-voltage circuit breaker in time and has high fault tolerance.

Key words: intelligent substation; directed bipartite graph model; Bayesian suspected degree; back reasoning; high-voltage circuit breaker; secondary circuit; fault tracking

附录 A

表 A1 相关二次系统常见故障
Table A1 Common faults in related secondary systems

故障模块	与 GOOSE 报文传递相关的故障事件
通信网络	f_1 为通信端口装置软件故障（装置流量异常）、 f_2 为通信链路故障、 f_3 为交换机故障、 f_4 为通信报文丢包
保护装置	f_5 为保护装置 GOOSE 网卡故障、 f_6 为保护装置电源故障、 f_7 为保护装置配置错误、 f_8 为保护装 置程序故障、 f_9 为保护装置功能闭锁
智能组件	f_{10} 为智能组件 GOOSE 网卡故障、 f_{11} 为智能组件电源故障、 f_{12} 为智能组件配置错误、 f_{13} 为智能组件程序故障
测控装置	f_{14} 为测控装置 GOOSE 网卡故障、 f_{15} 为测控装置电源故障、 f_{16} 为测控装置配置错误、 f_{17} 为测控装置程序故障

表 A2 相关二次系统故障信息集

Table A2 Fault information set in related secondary systems

故障模块	序号	故障征兆
通信网络	S ₁	IED 装置端口流量大于正常流量 3 倍以上
	S ₃	交换机端口 IED 通信故障
	S ₅	交换机自检故障
	S ₇	GOOSE 报文 StNum、SqNum 跳变
	S ₂	交换机检测链路中断
	S ₄	交换机两端口转发报文不一致
	S ₆	交换链路故障数过多
保护装置	S ₈	智能组件 GOOSE 断链
	S ₁₀	网络分析仪检测保护装置 GOOSE 断链
	S ₁₂	GOOSE 报文检测组播地址错误
	S ₁₄	保护装置自检故障
	S ₁₆	保护装置检修压板投入
	S ₉	测控装置 GOOSE 通信正常
	S ₁₁	保护装置失电告警
	S ₁₃	GOOSE 报文检测 VLAN 编号错误
	S ₁₅	GOOSE 报文通信异常
	S ₉	测控装置 GOOSE 通信正常
智能组件	S ₁₇	网络分析仪检测保护装置 GOOSE 断链
	S ₁₉	其他保护装置 GOOSE 通信正常
	S ₂₁	GOOSE 报文检测组播地址错误
	S ₂₃	智能组件自检故障
	S ₁₈	测控装置 GOOSE 通信正常
	S ₂₀	智能组件失电告警
	S ₂₂	GOOSE 报文检测 VLAN 编号错误
	S ₂₄	网络分析仪检测智能组件通信异常
测控装置	S ₂₅	智能组件 GOOSE 断链
	S ₂₇	网络分析仪检测测控装置 GOOSE 断链
	S ₂₉	GOOSE 报文检测 VLAN 编号错误
	S ₃₁	测控装置自检故障
	S ₂₆	保护装置 GOOSE 通信正常
	S ₂₈	测控装置失电告警
	S ₃₀	GOOSE 报文检测组播地址错误
	S ₃₂	网络分析仪检测测控装置 GOOSE 通信异常

附录 B

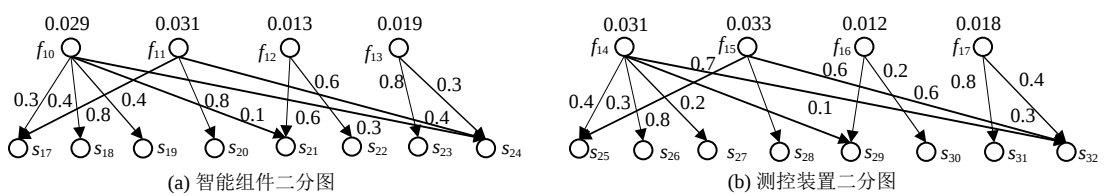


图 B1 概率加权的有向二分图模型
Fig.B1 Probability weighted directed bipartite graph model