

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2107893

基于模糊推理脉冲神经膜系统的 电网故障通用诊断模型^{*}

谢璇 熊国江

(贵州大学 电气工程学院 贵阳 550025)

摘要: 为了提高故障诊断模型对拓扑结构经常变化的电网的适应能力,基于模糊推理脉冲神经膜系统,分别建立母线、线路和变压器3种元件电网拓扑结构变化而诊断模型结构保持的故障诊断模型。首先,采用模糊初始值表征可能不完备和不确定的告警数据。同时,根据故障区域拓扑结构和保护及断路器动作状态,对输入神经元进行“归一”预处理,以减小模型的复杂度和提高模型通用性。并针对不同元件故障诊断的特点,在矩阵推理中引入不同规则神经元,提高故障诊断容错率。最后,对IEEE30节点系统的故障案例进行诊断验证,并与传统模糊推理脉冲神经膜系统和Petri网故障诊断进行了对比。结果表明,该诊断模型结构简单,在保护系统不正常动作的情况下仍能100%有效诊断出故障元件,且平均故障置信度为0.816 1,高于另外两种方法,且能有效适应拓扑结构经常变化的电网。

关键词: 故障诊断;电力系统;膜计算;脉冲神经膜系统

中图分类号: TP18; TM734 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 470.40

Universal fault diagnosis model of power grids based on fuzzy reasoning spiking neural P system

Xie Xuan Xiong Guojiang

(The Electrical Engineering College, Guizhou University, Guiyang 550025, China)

Abstract: To improve the adaptability of the models in the power grid with changing topology frequently, based on the fuzzy reasoning spiking neural P system (FRSNPS), this method takes lines, buses, and transformers as the candidate faulty elements and three universal diagnosis models are established. Even with the topology change, the three universal diagnosis models have invariable structures. Firstly, fuzzy initial values are used to represent the possible incomplete and uncertain alarm data. Simultaneously, according to topology around the candidate faulty element and the operation of the protective relays and circuit breakers, the input neurons are normalized to reduce the modeling complexity and enhance the universality. And considering the fault characteristics of different elements, different rule neurons are introduced in the matrix reasoning to improve the tolerance rate of fault diagnosis. Finally, the three models are used to diagnose the failure cases in IEEE30-node system. And the model is compared with the traditional FRSNPS and Petri net methods. The three diagnosis models have simple structure. In the case of abnormal operation of the protection system, they can still diagnose the faulty elements with 100% efficiency, and the average fault confidence is 0.816 1, which is higher than the other two methods, and can effectively adapt to the power grid with changing topology frequently.

Keywords: fault diagnosis; power systems; membrane computing; spiking neural P system

0 引 言

在当前智能电网环境下,故障诊断是实现电网自愈的重要应用^[1]。面向大规模电网的故障诊断,主要存在如下

两个问题:1)随着电网的不断扩张,用于电网故障诊断的模型呈现出结构过于复杂且计算量庞大的难题;2)当电网拓扑结构发生变化后发生故障,故障诊断方法需要耗费一定时间用于诊断模型的更新完善,导致诊断效率降低。

收稿日期:2021-09-16

^{*} 基金项目:国家自然科学基金(51907035)项目资助

目前,故障诊断方法以基于解析模型^[2-4]、人工神经网络(artificial neural network, ANN)^[5-6]、Petri 网^[7-9]、贝叶斯网络^[10-11]等方法为主。解析模型方法易于编程实现,但是存在不确定的动作警报信息时诊断较为复杂;ANN 故障诊断方法学习能力强、速度快,但是解释能力低,可移植性较差;Petri 网诊断模型推理过程透明度高,但是模型结构复杂、建模较难;贝叶斯网络故障诊断模型能在相关故障数据缺失的情况下诊断,但是在线应用时自动建模较困难。

近年来,随着膜计算^[12-14]的不断发展,基于模糊推理脉冲神经膜系统(fuzzy reasoning spiking neural P systems, FRSNPS)也得到了关注。FRSNPS 是一种结合模糊理论的神经型 P 系统,用来描述模糊知识并模拟动态模糊推理过程^[15]。与 ANN 类似,模拟生物神经膜内的神经元之间的突触传递脉冲以及脉冲遗忘的并行过程。文献[16]首次将 FRSNPS 用于电网故障诊断,诊断过程直观易懂,能够很好地表征故障时元件、保护继电器和断路器之间的逻辑关系,但是不能处理告警数据不完备和不确定的情况,故障诊断模型受电网的拓扑结构变化影响需要重新建立,模型适应能力较弱。文献[17]将梯形模糊数引入基于 FRSNPS 的电网故障诊断,并在诊断结果中增加了故障程度描述,提高了诊断模型的容错率和解释能力,但是诊断过程较复杂,母线故障诊断模型规模受待测母线相邻支路数影响,诊断推理可能出现维数过多,诊断效率低的问题。文献[18]在故障诊断的同时揭示故障传播途径,诊断解释能力强,构造单输入单输出神经元简化诊断模型降低模型维数过多影响,但是诊断模型仍存在随电网拓扑结构变化时诊断模型需重新建模的问题。

针对电网拓扑结构变化时诊断模型适应问题,上述文献建立的诊断模型通过局部调整或重新建模以适应新的拓扑结构,但适应电网拓扑结构变化的能力较弱,导致故障诊断效率低,严重时会影响调度员后续的电网恢复操作。

基于此,本文在 FRSNPS 基础上,提出建立新的诊断模型结构不随拓扑结构变化的通用诊断模型。首先,根据元件、保护继电器和断路器之间动作逻辑关系建立通用诊断模型;结合故障时保护和断路器的动作状态,通过对远后备保护与断路器在诊断模型中的输入命题神经元进行“归一”预处理,减小诊断模型输入矩阵维数,从而减轻诊断过程的复杂程度。同时,考虑到数据采集与监视控制(supervisory control and data acquisition, SCADA)系统的告警数据出现畸变、缺失等不确定的情形可能会影响诊断结果,采用历史统计数据对这些不确定情形模糊处理,并引入不同的规则神经元,提高模型的容错率。最后,对 IEEE30 节点系统中的不同类型算例仿真,并与具有相似结构的原基于 FRSNPS 故障诊断^[16]以及模糊 Petri 网(fuzzy reasoning Petri net, FRPN)故障诊断定性定量比较。结果证明在告警数据不完备、不确定的情况,该通用诊断模型对于拓扑结构经常变化的电网故障无需重新构建诊断模型也能有效诊断。

1 模糊推理脉冲神经膜系统

FRSNPS 定义为:

$$\Pi = (A, N_p, N_r, syn, I, O) \quad (1)$$

其中,

1) $A = \{a\}$ 为尖峰脉冲集合, a 表示单个传递信息的脉冲。

2) $N_p = \{\sigma_{p1}, \sigma_{p2}, \dots, \sigma_{pn}\}$ 为命题神经元集合。其中,第 i 个神经元 ($i = 1, 2, \dots, n$), 表示第 i 个模糊命题。

3) $N_r = \{\sigma_{r1}, \sigma_{r2}, \dots, \sigma_{rm}\}$ 为规则神经元集合。其中, σ_{rj} ($j = 1, 2, \dots, m$) 表示第 j 条模糊规则。本文涉及 3 类规则神经元:“AVG”均值神经元、“AND”与类神经元和“OR”或类神经元。

4) $syn \subseteq U \cup V$, 为各类神经元间的有向连接集合。其中,类比神经元中的突触, $U = \{N_p \times N_r\} = \{u_{ij}\}_{m \times n}$ 表示命题神经元 N_p 传递至各类规则神经元 N_r 的有向弧,而 $V = \{N_r \times N_p\} = \{v_{ji}\}_{n \times m}$ 表示 N_r 传递至 N_p 的有向连接。若神经元之间存在有向连接,则 $u_{ij}(v_{ji}) = 1$, 否则 $u_{ij}(v_{ji}) = 0$ 。

5) $I = \{\sigma_{p1}, \sigma_{p2}, \dots, \sigma_{px}\}$ 为输入命题神经元真值集合; $O = \{\sigma_{py}\}$ 为输出命题神经元真值集合。

2 电网故障通用诊断模型

在电网中,电网故障诊断元件含线路、母线和变压器 3 类。根据故障区域的拓扑结构、保护及对应断路器动作状态,利用输入的“归一化”预处理,分别建立面向电网元件的故障通用诊断模型。

2.1 线路诊断模型

根据运行经验,线路一般配置送受两侧的主保护 Lsm(Lrm)、近后备保护 Lsp(Lrp)和远后备保护 Lss(Lrs)以及对应断路器 CBsx(CBrx),如图 1 所示。

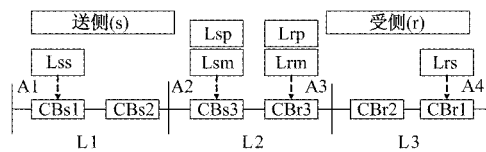


图 1 线路关联保护示意图

遵循上述原理,诊断模型利用动作告警信息反向推理,通过 AND 规则分别判断各保护动作情况,再使用 OR 规则判断送(受)侧是否有保护切除故障,最后用 AVG 规则得出元件故障置信度,该值越高,元件故障可能性越高。线路通用诊断模型如图 2 所示。

考虑到相邻支路远后备保护对构建诊断模型的适应性影响,不再使用一个命题神经元^[16-17]表征一个保护设备动作情况。在基于 FRSNPS 电网故障诊断^[16]的基础上,利用加权平均法,用一个命题神经元表征待测元件送(受)侧所

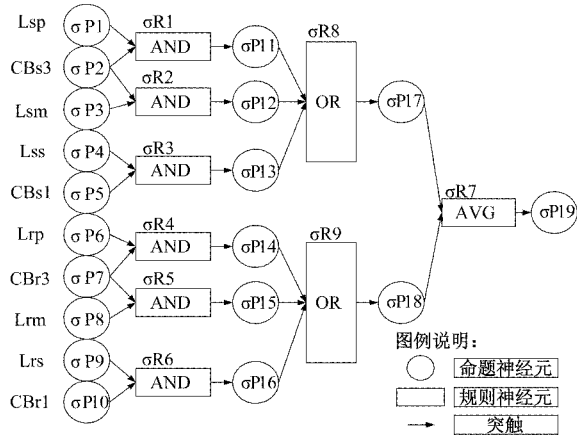


图 2 FRSNPS 线路故障通用诊断模型

有远后备保护(相应断路器)的动作情况。具体“归一化”预处理,如式(2)、(3)所示。

$$\alpha_{L_{s,s}}(\alpha_{L_{r,s}}) = \frac{n_{L_{s,o}} \times \varphi_{L_{s,o}} + n_{L_{s,c}} \times \varphi_{L_{s,c}}}{n_{L_{s,o}} + n_{L_{s,c}}} \quad (2)$$

$$\alpha_{CB_{s,s}}(\alpha_{CB_{r,s}}) = \frac{n_{CB_{s,o}} \times \varphi_{CB_{s,o}} + n_{CB_{s,c}} \times \varphi_{CB_{s,c}}}{n_{CB_{s,o}} + n_{CB_{s,c}}} \quad (3)$$

其中, $n_{L_{s,o}}$ ($n_{L_{s,c}}$) 代表动作(未动作)的远后备保护数量, $n_{CB_{s,o}}$ ($n_{CB_{s,c}}$) 同理。 $\varphi_{L_{s,o}}$ ($\varphi_{L_{s,c}}$) 和 $\varphi_{CB_{s,o}}$ ($\varphi_{CB_{s,c}}$) 分别为线路送(受)端的后备保护和相应断路器动作(未动作)的命题神经元初始真值。

2.2 母线诊断模型

母线关联保护不设置近后备保护,以主保护 Bm、远后备保护 Bs 和相邻支路上对应断路器 CBx 构成,如图 3 所示。

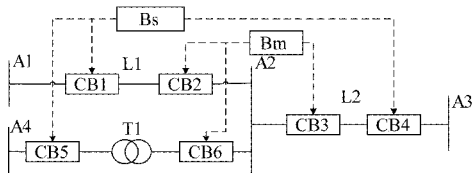


图 3 母线保护示意图

若故障时, Bm 动作, 相邻支路上靠近该母线的断路器会迅速跳闸。若 Bm 发生拒动, 将由相邻线路较远侧的保护作为 Bs 动作, 并跳开相应断路器, 避免故障范围扩大。

根据母线故障时保护装置动作关系, 作如下预处理:

$$\alpha_{CB_{m,s}} = \frac{n_{CB_{m,o}} \times \varphi_{CB_{m,o}} + n_{CB_{m,c}} \times \varphi_{CB_{m,c}}}{n_{CB_{m,o}} + n_{CB_{m,c}}} \quad (4)$$

$$\alpha_{Bs} = \frac{n_{Bs,o} \times \varphi_{Bs,o} + n_{Bs,c} \times \varphi_{Bs,c}}{n_{Bs,o} + n_{Bs,c}} \quad (5)$$

$$\alpha_{CB_{s,s}} = \frac{n_{CB_{s,o}} \times \varphi_{CB_{s,o}} + n_{CB_{s,c}} \times \varphi_{CB_{s,c}}}{n_{CB_{s,o}} + n_{CB_{s,c}}} \quad (6)$$

其中, $n_{CB_{m,o}}$ ($n_{CB_{m,c}}$) 代表动作(未动作)的主保护对应的断路器数量, $n_{Bs,o}$ ($n_{Bs,c}$) 和 $n_{CB_{s,o}}$ ($n_{CB_{s,c}}$) 同理。 $\varphi_{Bs,o}$ ($\varphi_{Bs,c}$) 和 $\varphi_{CB_{s,o}}$ ($\varphi_{CB_{s,c}}$) 分别代表母线相邻支路远后备保护和相应

断路器动作(未动作)的命题神经元真值的初值。通用诊断模型, 如图 4 所示。

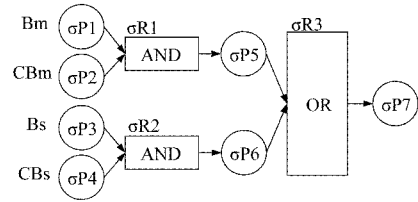


图 4 FRSNPS 母线故障通用诊断模型

2.3 变压器诊断模型

变压器的关联保护, 包括主保护 Tsm (Trm)、近后备保护 Tsp (Trp) 和远后备保护 Tss (Trs) 以及相应断路器 CBsx (CBrx), 如图 5 所示。

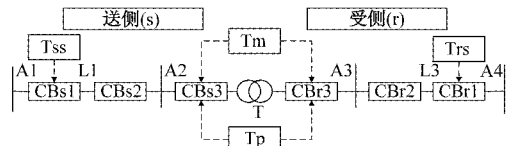


图 5 变压器保护示意图

其中, 远后备保护及断路器的处理与线路故障通用诊断模型类似。变压器故障通用诊断模型, 如图 6 所示。

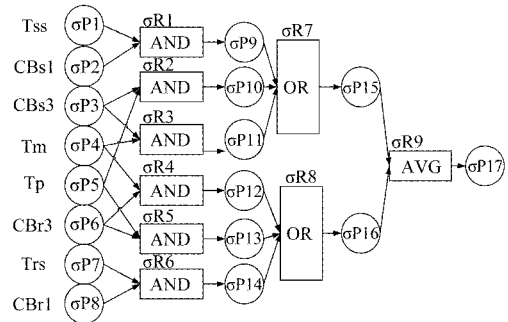


图 6 FRSNPS 变压器故障通用诊断模型

3 模糊参数设置

3.1 命题神经元

在实际运行中, SCADA 系统接收到的保护装置动作告警信息可能出现畸变、缺失的现象。

为了度量不精确和不完备的告警数据, 诊断模型采用模糊处理, 即将各保护装置的动作可信度作为输入命题神经元的初值, 表征设备动作与否。并以国家电网公司 2015 年保护装置动作情况统计中各类保护装置正确动作率作为各类主保护动作可信度^[19]。其他保护装置的動作可信度, 如表 1 所示。

3.2 规则神经元

在规则神经元的多个参数中包含两个模糊参数: 置信因子 t_{rn} 以及激发阈值 λ_{rn} 。前者用来描述该神经元对应的模糊规则对于最终诊断结果的贡献度, 后者用来判别规则神经元激发与否。

表 1 保护、断路器动作(未动作)可信度设置

保护类别	装置	线路	母线	变压器
主保护	继电器	0.999 9(0.2)	0.978 5(0.4)	0.984 7(0.4)
	断路器	0.983 3(0.2)	0.983 3(0.2)	0.983 3(0.2)
近后备保护	继电器	0.8(0.2)	—	0.75(0.4)
	断路器	0.85(0.2)	—	0.8(0.2)
远后备保护	继电器	0.7(0.2)	0.7(0.4)	0.7(0.4)
	断路器	0.75(0.2)	0.75(0.2)	0.75(0.2)

注:括号内为未动作时的动作可信度,“—”表示该元件未设置相应保护。

根据运行经验可知,主保护是动作最快、灵敏度最高的保护。与表征主保护命题神经元直接相连的规则神经元的 t_{rn} 设为 0.997,后备保护由于其后备属性灵敏度较低,因此 t_n 递减,按照一般动作顺序分别设为 0.95 和 0.9^[16]。为保证模型的容错性,设置 λ_{rm} 时,对于远后备保护的规则神经元的 λ_{rm} 设置为 0.5,其他规则神经元的 λ_{rm} 按照前向连接的命题神经元个数设置。

4 通用诊断流程

4.1 通用诊断框架

以 FRSNPS 为基本建模工具,根据保护动作的基本原理,诊断流程如图 7 所示。电网发生故障时,首先快速分析电网的拓扑结构,确定可疑故障区域,减小诊断工作量。

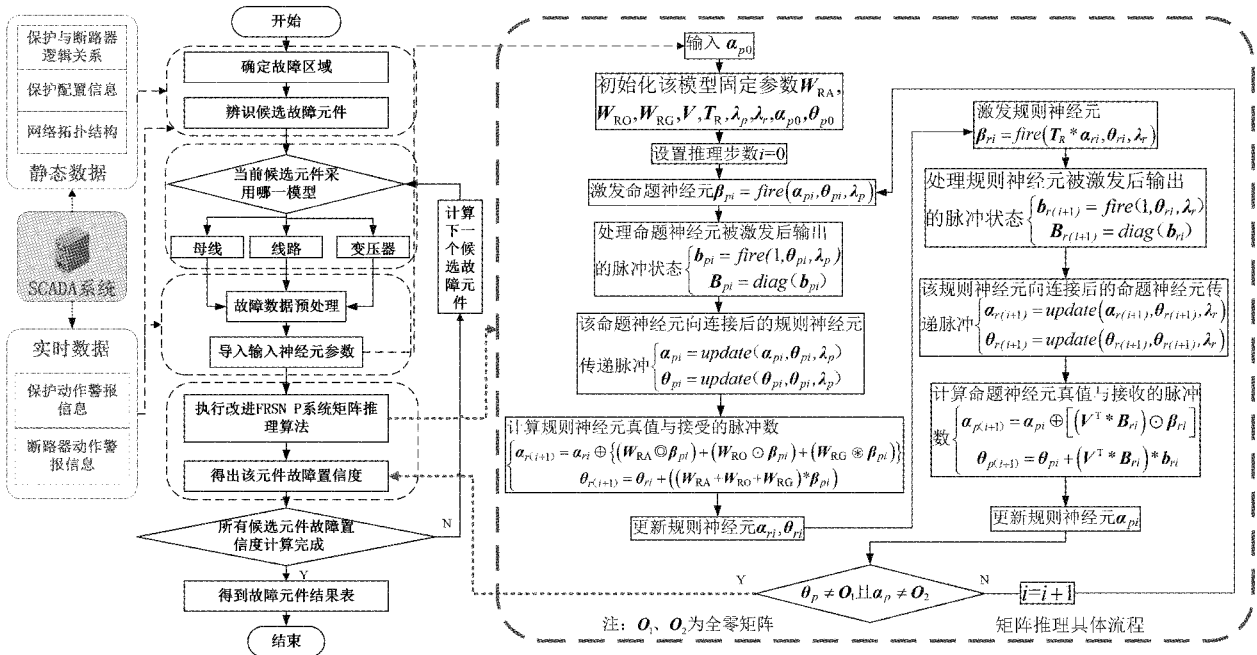


图 7 基于 FRSNPS 电网故障通用诊断流程

在识别出可疑待测元件类型后,按照元件类别进行相应输入命题神经元的“归一”计算。执行相应的模型矩阵推理,最终若待测元件故障置信度高于 0.5^[17],判断为故障;反之则元件无故障。

4.2 矩阵推理规则

为了实现 FRSNPS 的高效计算,在实际应用中采用矩阵推理对 FRSNPS 描述。对应各类规则神经元激发规则,定义如下运算算子和规则函数。

- 1)最大算子 \oplus : $C_{r \times s} = A_{r \times s} \oplus B_{r \times s}$, $c_{ij} = \max\{a_{ij}, b_{ij}\}$
- 2)或算子 \odot : $C_{r \times t} = A_{r \times s} \odot B_{s \times t}$, $c_{ij} = \max\{a_{ir} \cdot b_{rj}\} (1 \leq r \leq s)$
- 3)与算子 \ominus : $C_{r \times t} = A_{r \times s} \ominus B_{s \times t}$, $c_{ij} = \min\{a_{ir} \cdot b_{rj}\} (1 \leq r \leq s)$

4)均值算子 \otimes : $C_{r \times t} = A_{r \times s} \otimes B_{s \times t}$,

$$c_{ij} = \sum \{a_{ir} \cdot b_{rj}\} / n (1 \leq r \leq s)$$

5)相关规则:

(1)激发规则, $\beta = fire(a, \theta, \lambda)$:

$$\beta_i = \begin{cases} a_i, & \theta_i = \lambda_i, i = 1, 2, \dots, p \\ 0, & \theta_i < \lambda_i \end{cases} \quad (7)$$

(2)传递规则, $\beta = update(a, \theta, \lambda)$:

$$\beta_i = \begin{cases} 0, & \theta_i = 0 \text{ 或 } \theta_i = \lambda_i, i = 1, \dots, p \\ a_i, & \theta_i < \lambda_i \end{cases} \quad (8)$$

其中, $\beta = [\beta_1; \beta_2; \dots; \beta_p]$, $\alpha = [\alpha_1; \alpha_2; \dots; \alpha_p]$, $\theta = [\theta_1; \theta_2; \dots; \theta_p]$, $\lambda = [\lambda_1; \lambda_2; \dots; \lambda_p]$ 。

4.3 矩阵生成方法

电网拓扑结构发生变化时,基于 FRSNPS 的电网故障通用诊断由于模型结构固定,在实际操作中,电网调度人

$\alpha_{Bm} = 0.9785$, 其他保护及断路器对应的输入神经元真值计算按照式(4)~(6)计算得出:

$$\alpha_{CBm} = (6 \times 0.9833 + 1 \times 0.2) / 7 = 0.8714$$

$$\alpha_{Bs} = (0 \times 0.7 + 7 \times 0.4) / 7 = 0.4$$

$$\alpha_{CBs} = (0 \times 0.75 + 7 \times 0.2) / 7 = 0.2$$

输入神经元真值导入母线诊断模型,执行图7中的矩阵推理算法,当 $i=0$ 时, $\theta_{p0} = [1;1;1;1;0;0;0]$, $\alpha_{p0} = [0.9785;0.8714;0.4;0.2;0;0;0]$, 循环 i 次的结果:当 $i=1$ 时, $\theta_{p1} = [0;0;0;0;1;1;0]$, $\alpha_{p1} = [0;0;0;0;0.8688;0.18;0]$;当 $i=2$ 时, $\theta_{p2} = [0;0;0;0;0;0;1]$, $\alpha_{p2} = [0;0;0;0;0;0.8688]$, 即母线 B_{06} 的故障置信度对应输出神经元 $\sigma_{p7} = 0.8688 > 0.5$, 判断为故障;当 $i=3$ 时, $\theta_{p3} = [0;0;0;0;0;0;0]$, $\alpha_{p3} = [0;0;0;0;0;0;0]$, 母线 B_{06} 的推理完成,生成故障结果表。同理,可以推理出样本1、2中待测元件的故障置信度。

2)多重故障情形

样本5是存在出现保护装置拒动/误动和SCADA系统告警数据缺失情况的多重故障。诊断输出对比如表4所示。

表4 含多重故障的样本5的诊断输出对比

序号	待诊断元件	本文模型	FRSNPS ^[16]	FRPN
5	B_{10}	0.8502	0.7200	0.8443
	T_{1006}	0.9804	0.8519	0.8550
	L_{1020}	0.8052	0.7200	0.8230

3)网络拓扑结构变化

样本4为由于电网扩建,母线 B_{31} 和线路 L_{3106} 加入系统后出现的类似样本3的故障。样本6为因线路 L_{1022} 需要检修而退出运行后出现的类似样本5的故障。进行相应诊断输出对比,即使网络拓扑结构变化,如表5所示诊断结论一致。

表5 拓扑结构变化样本的诊断输出对比

序号	待诊断元件	本文模型	FRSNPS ^[16]	FRPN
4	B_{06}	0.7851	0.0947	0.7401
	B_{10}	0.8241	0.7200	0.8422
6	T_{1006}	0.9804	0.8519	0.8550
	L_{1020}	0.8052	0.7200	0.8230

经统计,本文模型得出的故障元件平均故障置信度为0.8161,高于FRPN故障诊断模型的0.7819和FRSNPS^[16]故障诊断模型的0.5593,在保护系统不正常动作的情况下仍能100%有效诊断出故障元件,具有较高故障容错率。

上述比较表明,本文模型和FRPN故障诊断均能诊断出正确结果,但是本文模型得出的平均故障置信度高于FRPN故障诊断,且本文模型规模远小于另外两种故障诊断模型(以样本3为例,本文母线故障诊断模型输入神经元矩阵的维度 7×3 ,FRSNPS^[16]和FRPN输入矩阵维数为 44×22),而FRSNPS^[16]故障诊断,由于模型表达相邻支路的保护动作情况的能力较弱,无法诊断SCADA系统告警数据缺失下的故障;在电网拓扑结构经常变化的电网中,本文模型即使存在SCADA系统告警数据出现畸变、缺失的情况下仍能对故障进行有效诊断,且诊断模型规模不变(样本4输入神经元矩阵维数与样本3相同,为 7×3 ;另外两种模型需要重新建模,输入矩阵维数变化为 50×25)。

最后,对3种故障诊断模型性能进行了总结,如表6所示。面向大电网和电网拓扑变化的电网,本文模型继承了原FRSNPS^[16]的强解释诊断过程,不再受电网规模和电网拓扑结构影响,体现出了相较于其他两类模型更好的适应能力和容错率。

表6 本文模型与FRSNPS和FRPN故障诊断模型的对比

方法类型	本文模型	FRSNPS ^[16]	FRPN
诊断模型能力	强:以元件构建诊断模型,只涉及故障区域内局部电网拓扑结构	差:模型受电网规模影响	差:类似FRSNPS
通用性	强:即使线路出现检修/投入情况,无需改变模型结构	差:需要根据电网拓扑结构重构诊断模型	差:类似FRSNPS
诊断过程中的解释能力	强:采用反向推理,引入逻辑类规则神经元	强:同本文模型	较强:库所的表现形式不及FRSNPS直观
建模的难易程度	简单:诊断模型输入矩阵维数固定	复杂:受电网规模影响	复杂:类FRSNPS
诊断结果的容错率	较强:用模糊数模拟保护和断路器拒动、误动,并引入AGV规则	一般:信息缺失时,容错率较低	一般:类FRSNPS

6 结 论

针对FRSNPS故障诊断模型对拓扑结构经常变化的

电网适应不足的问题,提出了提高电网故障诊断模型的通用性新思路。本文在传统FRSNPS算法的基础上,做了如下改进:1)对远后备保护和母线主保护断路器进行“归一”

处理,采用一个命题神经元表征相邻支路上的一类保护/断路器;2)在反向推理过程中,用“AND-OR”规则神经元表征各保护/断路器动作情况,并引入的“AVG”均值神经元表征线路/变压器送(受)两侧的故障切除情况,避免出现部分故障信息缺失、畸变时无法正确处理分析故障元件的情况。在MATLAB中进行仿真实验,实验结果表明,该模型结构简单、输入矩阵维度小;拓扑结构经常变化时,以修改输入神经元矩阵代替重新建模;对于保护/断路器拒动、误动或告警数据缺失、畸变的情况,具有较高容错率。由于部分参数设置,如置信因子采用经验取值,未来将把参数设置转化为优化问题,进一步提高模型容错率。

参考文献

- [1] 王守鹏,赵冬梅. 电网故障诊断的研究综述与前景展望[J]. 电力系统自动化,2017,41(19):164-175.
- [2] SOBHAY M A, ABDELAZIZ A Y, EZZAT M, et al. Artificial bee colony optimization algorithm for fault section estimation [J]. Artificial Intelligence and Evolutionary Computations in Engineering Systems, 2017, 1(1):127-139.
- [3] 高军伟,陈文炜,郑欣,等. 基于元胞混合蛙跳算法的配电网故障区段定位[J]. 电子测量技术,2019,42(22):81-85.
- [4] 陈家超,张勇军,黄国权,等. 计及保护和断路器告警信息可信度的电网故障诊断优化模型[J]. 电力系统保护与控制,2021,49(4):28-36.
- [5] 祁斌,赵灏. 基于神经网络的直流微电网故障诊断方法研究[J]. 国外电子测量技术,2021,40(4):121-124.
- [6] 石东源,熊国江,陈金富,等. 基于径向基函数神经网络和模糊积分融合的电网分区故障诊断[J]. 中国电机工程学报,2014,34(4):562-569.
- [7] 杨斐然,于永进. 基于时间约束的分层模糊 Petri 网的配电网故障诊断[J]. 电力系统保护与控制,2020,48(2):99-106.
- [8] 袁川来,廖庸邑,孔玲爽,等. 时间约束的改进分层模糊 Petri 网的配电网故障诊断方法[J]. 电子测量与仪器学报,2020,34(3):126-134.
- [9] TAN M Y, LI J M, XU G Y, et al. A novel intuitionistic fuzzy inhibitor arc petri net with error back propagation algorithm and application in fault diagnosis [J]. IEEE Access, 2019, 7(1):115978-115988.
- [10] 李一泉,焦邵麟,曾耿晖,等. 基于贝叶斯网络的电网复杂故障推演新方法[J]. 电力系统保护与控制,2020,48(4):57-63.
- [11] 罗孝辉,童晓阳. 计及可信度的变结构贝叶斯网络电网故障诊断[J]. 电网技术,2015,39(9):2658-2664.
- [12] 苏译,彭敏放,朱亮,等. 基于信息还原与膜计算的配电网故障定位[J]. 仪器仪表学报,2014,35(12):2700-2708.
- [13] 韩敏,刘闯,邢军. 一种基于膜系统理论的多目标演化算法[J]. 自动化学报,2014,40(3):431-438.
- [14] 陈东宁,王跃颖,姚成玉,等. 膜计算多粒子群算法[J]. 机械工程学报,2019,55(12):222-232.
- [15] PENG H, WANG J, PÉREZ-JIMÉNEZ M J, et al. Fuzzy reasoning spiking neural P system for fault diagnosis[J]. Information Sciences, 2013, 235(1):106-116.
- [16] XIONG G J, SHI D Y, CHEN J F. A new approach to fault diagnosis of power systems using fuzzy reasoning piking neural P systems[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2013:815352.1-815352.13.
- [17] WANG T, ZHANG G X, ZHAO J B, et al. Fault diagnosis of electric power systems based on fuzzy reasoning spiking neural P systems [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2015, 30(3):1182-1194.
- [18] WANG T, WEI X G, HUANG T, et al. Modeling fault propagation paths in power systems: A new framework based on event SNP systems with neurotransmitter concentration [J]. IEEE Access, 2019, 7(1):12798-12808.
- [19] 张烈,王德林,刘亚东,等. 国家电网 220 kV 及以上交流保护十年运行分析[J]. 电网技术,2017,41(5):1654-1659.
- [20] 熊国江,石东源,朱林,等. 基于径向基函数神经网络的电网模糊元胞故障诊断[J]. 电力系统自动化,2014,38(5):59-65.

作者简介

谢璇,硕士研究生,主要研究方向为人工智能算法在电网故障诊断的应用。

E-mail:xiexuanc@126.com

熊国江(通信作者),博士,副教授,主要研究方向为电力系统优化运行与智能应用。

E-mail:gjxiongee@foxmail.com