

文章编号:1671-251X(2017)05-0054-04

DOI:10.13272/j.issn.1671-251x.2017.05.013

李世光,薛寒,李珍,等.基于优化模糊 Petri 网的矿用变压器故障诊断[J].工矿自动化,2017,43(5):54-57.

基于优化模糊 Petri 网的矿用变压器故障诊断

李世光¹, 薛寒¹, 李珍², 高正中¹, 李莹¹

(1. 山东科技大学 电气与自动化工程学院, 山东 青岛 266590;

2. 日照市机电工程学校 机电系, 山东 日照 276800)

摘要:针对用于矿井中有煤尘而无爆炸危险的地方、以油浸式为主的变压器,提出了一种基于优化模糊 Petri 网的矿用变压器故障诊断模型。根据故障征兆与故障之间的关系,利用模糊产生规则来建立故障诊断模型;利用 Elman 网络算法的自学习和自适应能力对模型初始参数进行优化处理,使模糊 Petri 网初始参数值的设置更加合理。Matlab 仿真结果表明,优化模型和未优化模型的故障诊断准确率分别为 87.88% 和 75.76%,验证了优化模型的有效性。

关键词:矿用变压器;油浸式变压器;故障诊断;模糊 Petri 网;Elman 网络

中图分类号:TD611 文献标志码:A 网络出版时间:2017-04-25 18:09

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/32.1627.TP.20170425.1809.013.html>

Fault diagnosis of mine-used transformer based on optimized fuzzy Petri net

LI Shiguang¹, XUE Han¹, LI Zhen², GAO Zhengzhong¹, LI Ying¹

(1. College of Electrical Engineering and Automation, Shandong University of Science and Technology, Qingdao 266590, China; 2. Electromechanical Department, Rizhao Electrical and Mechanical Engineering School, Rizhao 276800, China)

Abstract: For oil-immersed transformer used in places with coal dust and no explosion hazard, an improved fault diagnosis model of mine-used transformer based on fuzzy Petri net was proposed. Fuzzy generation rule was used to establish fault diagnosis model according to relationship between fault symptom and the fault. Self-learning and adaptive ability of Elman network algorithm are used to optimize initial parameters of the model, and the settings of initial parameters of the fuzzy Petri net are more reasonable. Matlab simulation results show that fault diagnosis accuracy of the optimized model and unoptimized model is 87.88% and 75.76% respectively, which verifies effectiveness of the optimized model.

Key words: mine-used transformer; oil-immersed transformer; fault diagnosis; fuzzy Petri net; Elman network

0 引言

目前国内矿井电源变压器主要分为一般型变压器和隔爆型变压器。部分文献对隔爆型变压器进行了故障诊断研究^[1],但是鲜有研究矿用一般型变压器故障的文献。文献[2]提出了基于 FPN(Fuzzy

Petri Nets, 模糊 Petri 网)的变压器故障诊断方法,但该方法学习能力差,不能调整参数。人工神经网络的问世使变压器故障诊断技术实现了新的突破。文献[3]提出将 BP(Back Propagation,反向传播)网络用于 FPN 模型进行故障诊断,但该方法容易出现局部极小值,造成误差过大。文献[4]提出将 RBF

收稿日期:2016-12-29;修回日期:2017-03-24;责任编辑:胡娴。

基金项目:中国博士后科学基金资助项目(2015T80729);青岛市博士后研究人员应用研究项目(2015190)。

作者简介:李世光(1962—),男,山东青岛人,高级工程师,研究方向为电力系统及其自动化、控制理论与控制工程、检测技术与自动化装置, E-mail: lsgskd@163.com。通信作者:薛寒(1993—),男,山东青岛人,硕士研究生,研究方向为电气工程, E-mail: 1075291566@qq.com。

(Radial Basis Function, 径向基函数)网络算法应用到变压器故障诊断上,该算法可以更快地进行参数训练,但对故障系统的模型表达不够清晰。

本文针对用于矿井中有煤尘而无爆炸危险的地方、以油浸式为主的变压器,提出了一种改进的故障诊断模型,在模糊 Petri 网中^[5],运用 Elman 网络算法对变压器故障模型初始参数进行优化处理,使模糊 Petri 网参数设置更加准确^[6-7]。仿真分析结果验证了该方法的有效性。

1 模糊 Petri 网定义

定义 1 模糊 Petri 网是一个十元组^[8-9]: $FPN=\{P,T,C,I,O,M,S,W,f,\beta\}$ 。其中 $P=\{P_1,P_2,\cdots,P_m\}(m\geq 0)$, P 是所有库所的有限集合; $T=\{t_1,t_2,\cdots,t_n\}(n>0)$, T 为所有变迁 $t_i(i=1,2,\cdots,n)$ 的有限集合,在基于 Elman 优化的模糊 Petri 网诊断模型(Elman Fuzzy Petri Nets, EFPN)中,变迁节点 t_i 和输出库所对应; C 代表命题的集合, $C=\{C_1,C_2,\cdots,C_m\}$,且 $|P|=|C|, P\cap T\cap D=\Phi$; I 与 O 分别为输入函数、输出函数,表示变迁 t_i 到库所 P 的映射; $M:P\rightarrow[0,1]$,为任一库所到其托肯值 $M(p_i)$ 的映射; $S:T\rightarrow[0,1]$,表示变迁到阈值 λ_i 的映射, $S(t_i)=\lambda_i$; W 是连接权值的集合,反映变迁点燃对输入库所 P 的支撑度, $W=\{W_1,W_2,\cdots,W_m\}$; $f:T\rightarrow[0,1]$,为一个映射,给变迁 t_i 赋予规则的一个置信度 $f(t_i)=\mu_i$; $\beta:P\rightarrow C$,表示库所 P 和命题的映射关系。

2 模糊产生式规则及推理算法

2.1 模糊产生式规则

在 EFPN 中,故障征兆与故障的关系不是单纯的 0 和 1 关系,而是介于 0 与 1 之间的一种模糊关系。为了更准确地对系统故障作出诊断,选用模糊产生式规则表达知识。模糊产生式规则一般可表示为前提条件-规则结论(置信度),就是 IF-THEN (CF)这种形式^[10]。以变迁 t_i 的输入库所为规则的前提条件,用输出库所来表示规则的结论。推算过程用 t_i 的点燃表示。

定义 2 如果在模糊产生式规则中的前提条件或结论部分有“and”、“or”,称此规则为合成式规则。本文的单层单指向网络的规则类型为 IF d_1 and d_2 and $\cdots$ and d_n THEN $d(CF=\mu_i)$, d 为结果命题,如图 1 所示。

2.2 模糊推理算法

定义 3 $\forall t_i \in T$, 若 $\forall P_i \in I(t_i)$, $z =$

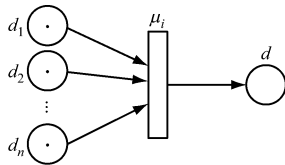


图 1 合成式模糊规则 Petri 网

$\sum_{j=1}^m(M(P_i)\omega_{ij})\geq S(t_i)$, 其中 z 为变迁触发函数, ω_{ij} 为库所 P_i 与变迁 t_i 之间的权值,则称变迁 t_i 是使能的、可点燃的;反之则不能点燃^[11]。输出库所的标注值满足以下关系:

$$M(P_i)=\begin{cases}y(t_i)\sum_{j=1}^m(M(P_i)\omega_{ij})&z\geq S(t_i)\\0&z<S(t_i)\end{cases}\quad (1)$$

由定义 3 得连续函数:

$$H(x)=y(x)f(t)\sum_{j=1}^m(M(P_i)\omega_{ij})\quad (2)$$

式中 $y(x)$ 为 S 型函数。

利用式(2)就可依次点燃每个变迁。

3 基于 EFPN 的矿用变压器故障诊断建模

3.1 故障诊断模型

依据变压器油中产生的主要气体 $CH_4, C_2H_4, C_2H_6, C_2H_2, CO, CO_2$ 与总烃(C)来进行矿用变压器的内部故障诊断,其中 C 作为一个整体进行衡量^[12-13]。以这些特征气体(P_1-P_6)作为输入库所(故障征兆),变压器的 5 种故障(P_7-P_{11})作为输出库所。根据故障征兆与故障之间的关系,利用模糊产生规则来建立 EFPN 故障诊断模型,如图 2 所示。依靠该模型可诊断出变压器的故障类型。

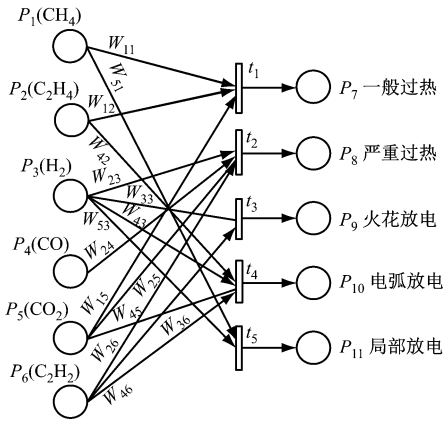


图 2 矿用变压器故障诊断模型

3.2 模糊产生式规则建模

规则 1: IF C 稍高 and CH_4 稍高 and C_2H_4 低 and CO_2 低 THEN 油和纸一般过热($CF=0.7$)。

规则 2: IF C 很高 and H_2 很高 and C_2H_2 不高 and CO 高 and CO_2 高 THEN 油和纸严重过热 (CF=0.7)。

规则 3: IF C 不高 and H_2 较高 and C_2H_2 稍高 THEN 油中火花放电 (CF=0.7)。

规则 4: IF C 高 and H_2 高 and C_2H_4 稍高 and CO_2 较高 and C_2H_2 高 THEN 油和纸电弧放电 (CF=0.7)。

规则 5: IF C 不高 and H_2 较高 and CH_4 稍高 THEN 油中局部放电 (CF=0.7)。

3.3 参数初值的选取

参照专家的相关经验,现设置其阈值 $\lambda_1-\lambda_5$ 均为 0.5,可信度 $\mu_1-\mu_5$ 均为 0.8。各个弧上权值的初始值设定: $W_{11}=0.3, W_{12}=0.5, W_{15}=0.2, W_{23}=0.15, W_{24}=0.25, W_{25}=0.15, W_{26}=0.45, W_{33}=0.35, W_{36}=0.65, W_{42}=0.3, W_{43}=0.1, W_{45}=0.05, W_{46}=0.55, W_{51}=0.4, W_{53}=0.6$ 。

4 基于 EFPN 的学习和训练

模糊产生式规则中的 W_{ij}, λ_i 等参数大多是通过各种经验获取的,往往不够精确,这就常常会致使诊断无法达到令人满意的效果。所以本文运用 Elman 网络算法所具有的自学习和自适应能力,对参数进行优化处理^[14]。把 Elman 网络算法应用于 FPN 中,在初始参数的基础上,利用 Elman 结构内部反馈网络,对每个节点依次进行参数调整,就可用所需的精度来逼近函数,从而获得比较理想的结果。

Elman 网络结构可用式(3)表示^[15]:

$$\begin{cases} y(k) = g[W_3 X(k)] \\ X(k) = f\{W_1 X_c(k) + W_2[u(k-1)]\} \\ X_c(k) = X(k-1) \end{cases} \quad (3)$$

式中: W_1 为状态层到中间层的连接权值; W_2 为输入层到中间层的权值; W_3 为中间层到输出层的权值; u 为网络输入; X, X_c 分别为隐含层与状态层输出; y 为网络输出; $f(\cdot)$ 为 S 型激活函数; $g(\cdot)$ 为输出神经元的传递函数。

Elman 网络参数的调整优化与 BP 算法原理相同,其学习指标函数为

$$E(W) = \sum_{k=1}^n [y_k(W) - y'_k(W)]^2 \quad (4)$$

式中 $y'_k(W)$ 为目标输出向量。

在 EFPN 模型的参数调整中,设置的初始参数值代表输入,故障诊断的结果表示输出,要进行调整的参数是各个连接权值(W)和阈值(λ)。根据式(5)

一式(6)求取一阶梯度:

$$\delta = dE/d(M(P_i)) = \sum_{l=1}^r (M_l(P_i) - M_l^E(P_i)) \quad (5)$$

$$\begin{cases} \frac{dE}{dW_{ij}} = \frac{dE}{d(M(P_i))} \frac{d(M(P_i))}{dW_{ij}} = \delta d(M(P_i))/dW_{ij} \\ \frac{dE}{d\mu_i} = \frac{dE}{d(M(P_i))} \frac{d(M(P_i))}{d\mu_i} = \delta d(M(P_i))/d\mu_i \\ \frac{dE}{d\lambda_i} = \frac{dE}{d(M(P_i))} \frac{d(M(P_i))}{d\lambda_i} = \delta d(M(P_i))/d\lambda_i \end{cases} \quad (6)$$

求得一阶梯度后,通过式(7)对参数 W_{ij}, λ_i 进行优化处理。学习率 η 不宜设置过大,也不能过小,经过凑试得知 η 取 0.05 比较合适。

$$\begin{cases} W_i(k+1) = W_i(k) - \eta dE/dW_i \\ \mu_i(k+1) = \mu_i(k) - \eta dE/d\mu_i \\ \lambda_i(k+1) = \lambda_i(k) - \eta dE/d\lambda_i \end{cases} \quad (7)$$

EFPN 模型学习和训练的步骤如下:

- (1) 选好需要训练的样本,确定参数的初值。
- (2) 对于选取的学习训练样本集,通过式(2)计算实际输出托肯值。
- (3) 计算误差代价函数 X ,若 $X < \mathcal{L}$,则结束学习, $\mathcal{L}$ 为误差允许值;否则,继续下一步。
- (4) 运用 Elman 算法调整模型中的参数。
- (5) 返回第(2)步,直到误差满足设定的要求。

5 仿真与分析

用 Matlab 软件进行仿真分析,利用 Elman 算法优化 FPN 模型参数,选取 109 组矿用变压器历史故障数据作为训练样本集,66 组作为测试样本。对 FPN 故障诊断模型中的参数进行优化。设定误差允许值 $\mathcal{L}=0.001$,训练误差曲线如图 3 所示。

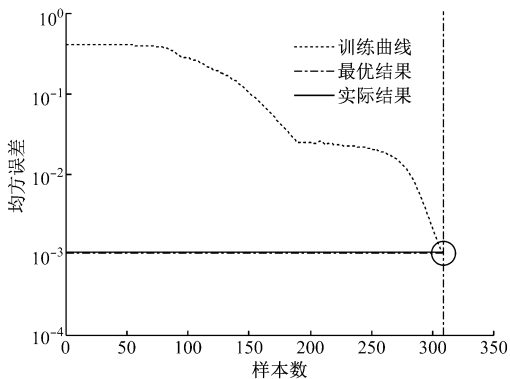


图3 训练误差曲线

从图 3 可得,经过 308 次训练,误差值第 1 次达到允许值要求。经过调整后的阈值 $\lambda_1-\lambda_5$ 为

0.462 0,0.485 0,0.364 3,0.501 0,0.474 4。优化后的权值见表 1。

表 1 EFPN 调整后的权值

弧	权值	弧	权值	弧	权值
W_{11}	0.499 8	W_{25}	0.300 1	W_{43}	0.083 9
W_{12}	0.196 7	W_{26}	0.012 1	W_{45}	0.175 8
W_{15}	0.300 8	W_{33}	0.589 6	W_{46}	0.496 1
W_{23}	0.511 6	W_{36}	0.470 2	W_{51}	0.618 2
W_{24}	0.199 3	W_{42}	0.359 6	W_{53}	0.388 6

分别用 FPN 模型参数初始值与 Elman 优化后的参数,对 66 组测试样本进行故障检验,其中 EFPN 模型诊断正确的有 58 组,准确率为 $58/66=87.88\%$;FPN 模型诊断正确的有 50 组,准确率为 $50/66=75.76\%$ 。仿真结果表明,Elman 优化值的诊断结果错误率更低。因测试样本数据过多,表 2 给出了部分测试样本诊断结果,# 表示诊断错误。

6 结语

运用 Elman 网络算法对模糊 Petri 网参数进行

表 2 测试样本诊断结果(部分)

测试样本	FPN 初始参数实际输出					Elman 优化参数实际输出					期望输出	故障类型
1	0.62	0.06	0.02	0.70	0.25#	0.921 3	0.003 6	0.002 8	0.010 1	0.002 5	10000	一般过热
6	0.42	0.07	0.65	0.03	0.16	0.004 2	0.010 7	0.946 5	0.018 3	0.036 8	00100	严重过热
8	0.04	0.84	0.01	0.46	0.07	0.007 4	0.318 4	0.010 0	0.504 6	0.017 9#	01000	火花放电
11	0.18	0.02	0.03	0.77	0.20	0.001 8	0.012 5	0.003 4	0.937 7	0.000 2	00010	局部放电
15	0.10	0.64	0.07	0.05	0.28#	0.100 7	0.048 3	0.000 7	0.053 7	0.893 4	00001	电弧放电
36	0.32	0.07	0.65	0.03	0.16	0.051 6	0.021 8	0.918 2	0.009 6	0.065 7	00100	严重过热
66	0.23	0.82	0.03	0.17	0.20	0.056 2	0.908 6	0.026 6	0.086 4	0.071 3	01000	火花放电

优化处理,使 EFPN 诊断模型有自适应与学习能力。通过仿真对比可知,与 FPN 模型相比,EFPN 诊断模型进一步提高了诊断的正确率。不过 EFPN 诊断模型收敛不够快,经过 308 次训练才收敛,而 FPN 无需额外的训练时间。这是 EFPN 模型需改进的地方。

参考文献:

[1] 温敏敏,宋建成,宋渊,等. 矿用隔爆型干式变压器故障预警系统设计[J]. 煤炭科学技术,2014,42(5):72-76.

[2] 李江林,史志鸿,赵成功,等. 一种基于 FPN 的变电站故障推理机制[J]. 电力系统保护与控制,2012,40(17):13-18.

[3] 鲍培明. 基于 BP 网络的模糊 Petri 网的学习能力[J]. 计算机学报,2004,27(5):695-702.

[4] 杨志超,张成龙,吴奕,等. 基于粗糙集和 RBF 神经网络的变压器故障诊断方法研究[J]. 电测与仪表,2014,51(21):34-39.

[5] 赵成功. 基于气体增长速率和 Petri 网的变压器内部故障状态推理[J]. 电力系统保护与控制,2013,41(9):121-124.

[6] 陈金强. 基于 RIMER 专家系统和 DGA 的变压器故障诊断[J]. 高压电器,2013,49(11):76-81.

[7] 张珂斐,郭江,聂德鑫,等. 基于化学反应优化神经网络

络与融合 DGA 算法的油浸式变压器模型研究[J]. 高电压技术,2016,42(4):1275-1281.

[8] 高正中,龚群英,赵丽娜,等. 基于模糊 Petri 网和状态监测的井下水泵故障诊断[J]. 工矿自动化,2016,42(5):28-31.

[9] 戴晨曦,刘志刚,胡轲珽,等. 基于模型与模糊 Petri 网融合的高铁牵引变压器故障诊断[J]. 电力系统保护与控制,2016,44(11):26-32.

[10] 王建元,纪延超. 模糊 Petri 网络知识表示方法及其在变压器故障诊断中的应用[J]. 中国电机工程学报,2003,23(1):122-126.

[11] 公茂法,张言攀,柳岩妮,等. 基于 BP 网络算法优化模糊 Petri 网的电力变压器故障诊断[J]. 电力系统保护与控制,2015,43(3):113-117.

[12] 陈伟根,刘冰洁,周恒逸,等. 变压器油中溶解气体光声光谱检测的温度特性[J]. 电工技术学报,2010,25(11):15-20.

[13] 魏云冰,王东晖,韩立峰,等. 一种基于 MIA 的油浸式变压器放电性故障定位新方法[J]. 电力系统保护与控制,2015,43(21):41-47.

[14] 李天云,程思勇,童建东,等. 基于 Elman 神经网络的油浸式电力变压器故障诊断[J]. 中国电力,2006,39(11):55-57.

[15] 刘景艳,李玉东,郭顺京. 基于 Elman 神经网络的齿轮箱故障诊断[J]. 工矿自动化,2016,42(8):47-51.