

文章编号:1671-251X(2016)07-0050-04

DOI:10.13272/j.issn.1671-251x.2016.07.012

公茂法,柳岩妮,王来河,等.基于优化模糊 Petri 网的矿井提升机故障诊断[J].工矿自动化,2016,42(7):50-53.

基于优化模糊 Petri 网的矿井提升机故障诊断

公茂法, 柳岩妮, 王来河, 张超, 侯林源

(山东科技大学 电气与自动化工程学院, 山东 青岛 266590)

摘要:为提高矿井提升机故障诊断的准确率,提出了一种基于优化模糊 Petri 网的矿井提升机故障诊断新方法。该方法首先利用动量 BP 网络对模糊 Petri 网的权值、阈值和可信度参数进行优化,然后使用优化好的模糊 Petri 网模型对矿井提升机进行故障诊断。测试结果表明,该方法对参数优化收敛速度快,故障诊断结果正确率高,有一定的实用价值。

关键词:矿井提升机;故障诊断;模糊 Petri 网;动量 BP 网络

中图分类号:TD633 文献标志码:A 网络出版时间:2016-07-05 15:01

网络出版地址:<http://www.cnki.net/kcms/detail/32.1627.TP.20160705.1501.012.html>

Fault diagnosis of mine hoist based on optimizing fuzzy Petri networks

GONG Maofa, LIU Yanni, WANG Laihe, ZHANG Chao, HOU Linyuan

(College of Electrical Engineering and Automation, Shandong University of
Science and Technology, Qingdao 266590, China)

Abstract:In order to improve accuracy of fault diagnosis of mine hoist, a new fault diagnosis method of mine hoist based on optimizing fuzzy Petri networks was proposed. Firstly, momentum BP network was used to optimize weights, thresholds and reliability parameters of the fuzzy Petri networks, and then the optimal fuzzy Petri networks model was used for fault diagnosis of mine hoist. The test results show that the method has fast convergence rate of parameter and high accuracy of fault diagnosis of mine hoist, which has a certain practical value.

Key words:mine hoist; fault diagnosis; fuzzy Petri networks; momentum BP networks

0 引言

矿井提升机是煤矿生产的重要设备,其可靠性是矿井安全生产的重要保证。目前,国内外有关提升机故障诊断的方法有基于模糊理论的方法^[1]、基于小波分析的方法和基于人工神经网络的方法^[2-4]等。参考文献[1]采用模糊理论方法有效地解决了由于矿井提升机设备系统知识的模糊性所造成的不确定性问题,但该方法存在推理效率低和精度较差的问题;参考文献[5]将 BP 神经网络引入到矿井提

升机故障诊断中,通过 3 层网络形式实现非线性的输入、输出关系,得到故障模式识别的收敛解,但 BP 神经网络收敛速度较慢,易陷入局部极值,自学时间长,对诊断结果有很大的影响。参考文献[6]提出了一种基于模糊产生规则的 Petri 网(Fuzzy Petri Networks, FPN)故障诊断新方法,该方法运用了模糊 Petri 网的图形描述能力和模糊推理能力来进行故障诊断,但由于模糊 Petri 网的自学能力差,无法对权值、阈值、可信度等参数进行学习和训练优化,使得推理结果存在误差。针对以上方法存在的问

收稿日期:2015-12-28;修回日期:2016-03-22;责任编辑:张强。

基金项目:山东省自然科学基金项目(ZR2012EEM021)。

作者简介:公茂法(1959—),男,山东临沂人,教授,博士研究生导师,博士,主要研究方向为电力系统自动化、电力电子技术与应用,E-mail:sdgmf@163.com。通信作者:柳岩妮(1991—),女,山东烟台人,硕士研究生,主要研究方向为电力系统自动化,E-mail:yanniliu99@163.com。

题,本文提出了一种基于动量 BP 网络(Momentum Back Propagation Networks, MBPN)优化的模糊 Petri 网算法的提升机故障诊断新方法。该方法在模糊 Petri 模型中引入了动量 BP 网络,可通过误差反传调整参数,从而使参数接近实际值,提高了矿井提升机故障诊断的正确率。

1 模糊 Petri 网模型及算法

1.1 模糊 Petri 网定义

模糊 Petri 网^[7]最先由 CHEN S 等把模糊知识表示和推理引入到 Petri 网时提出,后来得到推广使用。本文中所使用的模糊 Petri 网结构是单层单指向的^[8],不包含中间库所,只有输入库所和输出库所,且每个变迁只对应一个输出库所。其定义如下:

定义 1 一个 FPN 为一个十元组:

$$FPN = \{P, T, D, I, O, M, H, W, f, \alpha\} \quad (1)$$

式中: $P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$, 表示库所节点的有限集合; $T = \{t_1, t_2, \dots, t_n\}$, 表示变迁节点的有限集合; $D = \{d_1, d_2, \dots, d_n\}$, 表示命题的有限集合; $I(O): T \rightarrow P^\infty$, 是输入(输出)函数,反映变迁到库所的映射; $M: P \rightarrow [0, 1]$, 是一个映射,每个库所节点 $p_i \in P (i=1, 2, \dots, n)$ 有一个标记值 $M(p_i)$; $H: T \rightarrow [0, 1]$, $H(t_i)$ 为变迁 $t_i (t_i \in T)$ 的阈值; $W = \{w_1, w_2, \dots, w_n\}$, 表示规则权值集合,反映规则中前提条件对结论的支持程度; $f: T \rightarrow [0, 1]$, 定义规则的可信度为 $f(t) = \lambda$; $\alpha: P \rightarrow D$, 表示库所节点与命题的对应关系。

定义 2 对于任意变迁 t , 若它的所有输入库所的标记值与相应输入弧上的权值之积的和大于或等于变迁的阈值, 则变迁 t 使能。

定义 3 使能的变迁可以点燃。当变迁 t 点燃时, 它的输入库所中的标记值不改变, 且向输出库所 p_j 传送新的标记值:

$$M(p_j) = f(t_i) \sum (M(p_i) w_{ij}) \quad (2)$$

1.2 模糊推理算法

本文使用动量 BP 网络对模糊 Petri 网参数进行优化, 动量 BP 网络运用误差反传推理结构, 主要是使用一阶求导, 为了保证其连续性, 在这里使用 S 型函数建立变迁点燃连续函数, 提出了模糊 Petri 网模型中的模糊推理算法。S 型函数表示如下:

$$y(x) = 1 / \{1 + \exp[-b(x - H(t_i))]\} \quad (3)$$

式中: $x = \sum_{j=1}^n (M(p_{im}) w_{ij})$, p_{im} 表示变迁 $I(t_i)$ 对应的第 m 个输入库所, w_{ij} 表示 p_{im} 对应弧上的权重; t_i

表示 p_{im} 对应的变迁。

只有当 b 足够大时, 式(3)才成立, 本文取 $b = 1000$ 。

由 S 型函数构造变迁点燃连续函数:

$$z(x) = y(x) f(t_i) x \quad (4)$$

根据定义 2 可得, 当 $x \geq H(t_i)$ 时, 变迁 t 使能。由定义 3 可得, 使能的变迁 t 可以点燃, 对输出库所传送的标记值为 $z(x)$; 当 $x \leq H(t_i)$ 时, 变迁 t 不使能, 即变迁不能点燃, 对输出库所传送的标记值为 0。

2 模糊 Petri 网的学习和训练

2.1 模糊 Petri 网的优化

由于模糊 Petri 网模型中, 参数往往具有经验性限制, 本文将反向递推的动量 BP 网络应用到模糊 Petri 网模型中。通过误差反传对样本参数进行训练, 从而得到较为真实的阈值、权值和可信度参数。

模糊 Petri 网模型是以每个变迁为中心, 用误差反传计算一阶梯度^[9]的方法设计调整参数的学习算法。构造误差代价函数为

$$E = 2^{-1} \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^n (M_i(p_j) - M_i^E(p_j))^2 \quad (5)$$

式中: $M_i(p_j)$ 为输出库所实际标记值; $M_i^E(p_j)$ 为输出库所期望的标记值; r 为样本批次; n 为输出库所数目。

误差代价函数 E 对权值求一阶梯度公式如下:

$$\frac{dE}{dw_{ix}} = \frac{dE}{d(M(p_j))} \frac{d(M(p_j))}{dw_{ix}} = \left[\sum_{i=1}^r (M(p_j) - M_i^E(p_j)) \right] \frac{d(M(p_j))}{dw_{ix}} \quad (6)$$

取 $\delta = \sum_{i=1}^r (M(p_j) - M_i^E(p_j))$, 式(5)可简化为

$$\frac{dE}{dw_{ix}} = \delta \frac{d(M(p_j))}{dw_{ix}} \quad (7)$$

同理, 可以得到阈值(λ)和可信度(μ)参数的一阶梯度公式:

$$\frac{dE}{d\mu_i} = \delta \frac{d(M(p_j))}{d\mu_i} \quad (8)$$

$$\frac{dE}{d\lambda_i} = \delta \frac{d(M(p_j))}{d\lambda_i} \quad (9)$$

在求得一阶梯度后, 给出每个变迁 t_i 参数调整的学习算法, 得到动量 BP 网络的参数调整递推公式(式(10)一式(12))。其中, β 为动量因子, η 为学

习率, k 为训练次数。

$$\Delta w_{ix}(k+1) = \beta \Delta w_{ix}(k) - \eta(1-\beta) \frac{dE}{dw_{ix}(k)},$$
$$x = 1, 2, \dots, z-1 \tag{10}$$

$$\Delta \mu_{ix}(k+1) = \beta \Delta \mu_{ix}(k) - \eta(1-\beta) \frac{dE}{d\mu_{ix}(k)} \tag{11}$$

$$\Delta \lambda_{ix}(k+1) = \beta \Delta \lambda_{ix}(k) - \eta(1-\beta) \frac{dE}{d\lambda_{ix}(k)} \tag{12}$$

2.2 模糊 Petri 网模型学习和训练步骤

模糊 Petri 网模型学习和训练步骤如下：

Step1:对阈值 λ 、权值 w 和可信度 μ 三个需要学习的参数赋初值,设定误差代价函数的预期值为 ϵ 。

Step2:对 r 批样本数据,根据定义 3 和连续函数公式(3)点燃 t_i 中的所有变迁。

Step3:计算误差代价函数 E ,若 $E < \epsilon$,结束学习;否则,继续下一步。

Step4:运用动量 BP 算法对模糊 Pteri 网结构中的阈值、权值和可信度参数进行学习训练,然后返回 Step2。

3 矿井提升机故障诊断

3.1 模型建立

矿井提升机系统的主要设备包括液压站、减速器、制动器等,本文以矿井提升机的液压站系统故障诊断为例,建立模糊 Petri 网模型进行测试。矿井提升机液压站可为盘式制动器提供不同油压值的压力油,以获得不同的制动力矩,从而使其正常工作。所以,本文选用液压站合闸时的压力和间隙、敞闸时的残压和间隙及油温 5 个主要参数作为特征量,形成输入库所 p_1-p_5 ,对应专家系统中的命题 d_1-d_5 。液压站的正常运行、合闸压力过小、合闸间隙过大、油温过高、敞闸间隙过大、敞闸残压过大 6 种常见故障状态组成网络的输出库所 p_6-p_{11} ,对应命题为 d_6-d_{11} 。通过数据搜集,从中选取 30 组最具代表性的数据做测试分析。根据所选的样本数据,构建液压站系统的模糊 Petri 网结构,如图 1 所示。

根据建立的模糊 Petri 网结构,定义提升机液压站系统的模糊产生式规则,见表 1。

3.2 实例分析

通过 Matlab 对所建立的模糊 Petri 网模型按照 2.2 节中步骤进行编程仿真,经过 45 次学习训练,误差代价函数 E 首次小于预期值,学习结束。由于

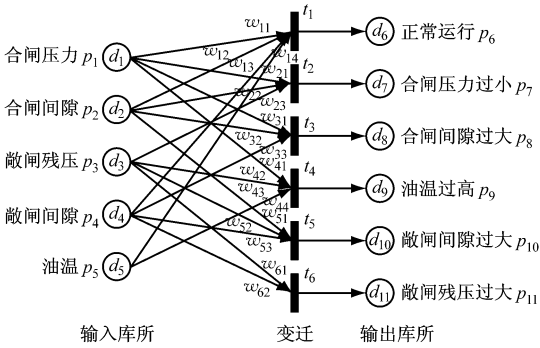


图 1 提升机液压站系统的模糊 Petri 网结构

表 1 提升机液压站系统的模糊产生式规则

变迁	规则集合
t_1	IF d_1 and d_2 and d_4 and d_5 THEN d_6 ($\mu_1=0.9$)
t_2	IF d_1 and d_2 and d_3 THEN d_7 ($\mu_2=0.8$)
t_3	IF d_1 and d_2 and d_4 THEN d_8 ($\mu_3=0.8$)
t_4	IF d_1 and d_3 and d_5 THEN d_9 ($\mu_4=0.7$)
t_5	IF d_2 and d_3 and d_4 THEN d_{10} ($\mu_5=0.8$)
t_6	IF d_3 and d_4 THEN d_{11} ($\mu_6=0.7$)

参数较多,下面随机选取部分参数做相关分析。部分参数收敛数据见表 2,权值 w 和可信度 μ 的收敛曲线分别如图 2 和图 3 所示。

表 2 部分参数收敛数据

参数	初始值	最终值	参数	初始值	最终值
w_{11}	0.534 6	0.149 4	μ_1	0.755 0	0.675 6
w_{22}	0.014 4	0.397 0	μ_3	0.700 0	0.593 4
w_{33}	0.094 0	0.009 9	μ_4	0.452 0	0.494 7
w_{41}	0.101 1	0.400 9	λ_2	0.350 0	0.334 8
w_{52}	0.365 2	0.578 6	λ_5	0.350 0	0.349 8
w_{62}	0.430 1	0.591 4	λ_6	0.350 0	0.328 6

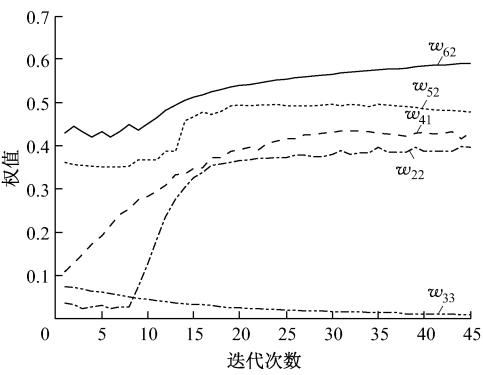


图 2 权值收敛曲线

参数优化的修正值作为模糊 Petri 网的最终值。从表 2 可以看出, w_{11} 、 w_{33} 在优化后变小,说明该弧对变迁触发的支持程度应该较小; w_{22} 、 w_{41} 、 w_{52} 、 w_{62} 在训练学习后变大,表明其对相应故障的支

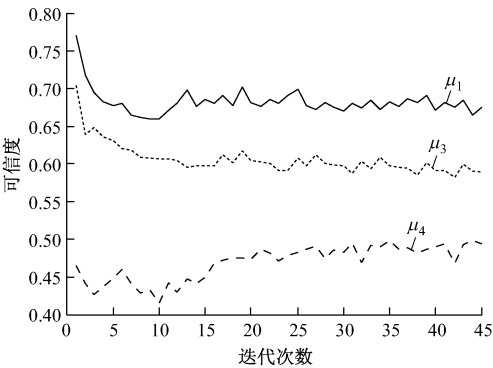


图3 可信度收敛曲线

持程度应该更大。可信度代表定义的模糊命题可信程度是否准确， μ_1 、 μ_3 在优化后变小，表明对应的模糊产生规则可信度减小； μ_4 在优化后变大，表明对应的模糊推理规则可信度应该更高。阈值优化前后变化幅度很小，且都在 0.35 范围内。

从图 2、图 3 可以看出，需要优化的参数在经过 14 次左右的训练后收敛，且收敛速度较快。

在得到 3 种参数的最终值后，使用 Matlab 软件编程将训练好的参数代入模型中，计算优化后的网络故障诊断的正确率。通过测试数据分析，优化前后的诊断正确率对比情况见表 3。除了油温过高故障没有变化外，其他各类故障的诊断正确率都有所提高。

表3 诊断正确率对比

测试阶段	正确率					
	正常运行	敞闸间隙过大	油温过高	敞闸残压过大	合闸压力过小	合闸间隙过大
优化前	4/6	2/5	3/4	3/5	3/6	1/4
优化后	5/6	3/5	3/4	4/5	5/6	2/4

4 结语

基于优化模糊 Petri 网的矿井提升机故障诊断方法将动量 BP 网络引入到模糊 Petri 网中，比单纯使用模糊 Petri 网或者其他 BP 算法进行故障诊断具有更好的适应性和准确性，在矿井提升机故障诊断中具有一定的实用价值。

参考文献：

[1] 杨淑珍,徐文尚,高云红. 基于模糊推理的矿井提升机故障诊断方法的研究[J]. 煤矿机械, 2005, 26(10): 148-150.

[2] 刘银平. 基于遗传算法优化 BP 神经网络的矿井提升机故障诊断[D]. 阜新: 辽宁工程技术大学, 2008.

[3] 王保德. 提升机群远程监测与智能故障诊断系统设计[J]. 工矿自动化, 2013, 39(11): 106-109.

[4] 李文江, 屈海峰, 马云龙. 基于 BP 神经网络的矿井提升机故障诊断研究[J]. 工矿自动化, 2010, 36(4): 44-48.

[5] 陈志巧, 王成刚, 王致杰. 矿井提升机故障智能诊断系统研究[J]. 煤矿机械, 2006, 27(5): 910-912.

[6] 杨双虎, 杨兆建. 基于模糊 Petri 网与状态监测的提升机故障诊断的方法[J]. 矿山机械, 2014, 42(11): 45-50.

[7] 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.

[8] 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.

[9] 孙增圻. 智能控制理论与技术[M]. 北京: 清华大学出版社, 1997.