

基于 GA 的 BP 神经网络在本安参数评定中的应用

Application of GA-based BP Neural Network in Parameter Assessment of Intrinsic Safety

赵 宏

(上海交通大学电子信息与电气工程学院, 上海 200233)

摘 要: 本质安全参数评定是本质安全防爆技术的核心内容。针对传统的本质安全参数评定方法存在较多局限性的现状,提出了一种基于遗传算法(GA)的BP神经网络本质安全参数评定模型。讨论了影响火花点燃能力的主要因素,建立了BP神经网络模型。该模型采用GA对神经网络的初始权值和阈值进行优化,以避免可能的局部搜索最小现象。仿真结果表明,该方法可有效预测本质安全参数。

关键词: 本质安全 参数评定 遗传算法 BP神经网络 Matlab

中图分类号: TP183 **文献标志码:** A

Abstract: The parameter assessment of intrinsic safety is the kernel part of intrinsic safety explosive protection technology. The traditional assessment method features many limitations, thus the parameter assessment model based on GA-BP is proposed. The main factors that impact the capability of spark ignition are discussed, and the BP neural network model is established. With this model, the initial weights and threshold values of the neural network are optimized using GA to avoid the possibility of local search minimum. The result of simulation indicates that this method can effectively predict intrinsic safety parameters.

Keywords: Intrinsic safety Parameter assessment Genetic algorithm(GA) BP neural network Matlab

0 引言

随着煤炭、石油、化工和冶金等工业机械化和电气化程度的不断提高,以及计算机应用技术的发展,电气设备防爆中的本质安全技术因具有高度的安全可靠、经济性、制造简单和可带电维护以及适用范围广等特点,在通信及自动控制系统中得到了广泛的应用。

根据国家规定,凡涉及“人身健康、财产安全”的产品,都应受国家强制性标准的约束和控制,所以在我国境内生产、销售和使用本质安全型电气设备必须履行有关检验程序的规定,取得国家级仪器仪表防爆安全监督检验站(NEPSI)颁发的“防爆合格证”。但在实际设计和检验过程中,由于本质安全电路各参数之间的非线性、不确定性及相互之间的综合作用,使得本质安全参数评价实现量化和程序化十分困难。

鉴于此,本文提出了一种基于遗传算法 GA (genetic algorithm)的BP人工神经网络的本质安全电气参数评定的模型,通过训练火花点燃试验得到的数据样本,对本质安全电气参数的评定进行预测。仿真实验验证了该方法的有效性。

1 本质安全型电路的评价方法

本质安全型电路是指在规定的试验条件下,正常工作或规定的故障状态下产生的电火花和热效应均不能点燃规定的爆炸性混合物的电路^[1]。限制电路的热效应和电火花是通过限制设备的本质安全参数来实现的,目前国际通用的方式是参量认可方式。

参量认可方式即首先对本质安全设备及关联设备分开评价及认可,并在各自的外部端子处规定其本质安全参数,以设备本质安全参数作为检验认可基础,在确定连接电缆分布参数以后,依据参数匹配的原则即可构成本质安全防爆系统。

1.1 本安参数评定的传统方法

目前,国内外防爆检验机构对本质安全电路参数的评定有火花点燃试验和最小点燃曲线两种方法。

1.1.1 火花点燃试验法

采用符合IEC标准的火花试验装置可以对具体的本质安全电路采用试验的方式加以判定。在试验过程中,在爆炸容器内充入相应组别的爆炸性气体混合物,通过外部连接端子将试验电路连接至爆炸容器内的一对电极(钨丝和镉盘)上,通过钨丝和镉盘的相对转动,可以在接触点产生开路 and 短路火花,从而模拟实际的危险场所点燃情况。

火花点燃试验法的特点是确定参数比较直观^[2]。

修改稿收到日期:2010-09-15。

作者赵宏,男,1981年生,现为上海交通大学电子信息与电气工程学院仪器仪表工程专业在读硕士研究生;主要从事人工智能方面的研究。

火花试验装置结构如图 1 所示。

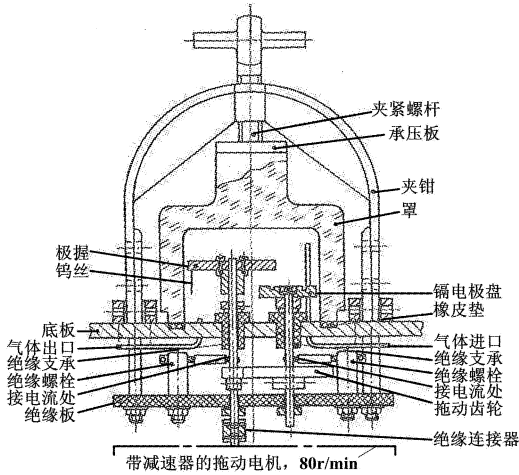


图 1 火花试验装置结构图

Fig. 1 Structure of the spark test apparatus

1.1.2 最小点燃曲线法

采用 IEC 标准给出的最小点燃电流曲线和最小点燃电压曲线可以确定线性电路的电压电流匹配关系, 并能在电压电流确定的情况下判断出储能元件的标称值^[2], 采用该方法确定参数比较方便。

以上两种方法是日前电气设备制造厂以及检验机构设计和评定本质安全电路的主要依据。然而, 由于试验方法和试验装置本身的原因, 火花点燃试验法存在一定的缺点, 如试验过程受试验人员的主观影响, 耗时过长; 试验装置本身的不确定度、对评价的电气参数有极限值的要求、评价大电容电路时无法模拟最严酷状态。而最小点燃曲线法仅是对线性单类型储能电路火花试验结果的提炼, 不能给出非线性电路及复杂电路的参考数据。

1.2 影响火花点燃能力的因素分析

国内外对电火花点燃爆炸性混合物已做过大量的试验工作, 基本掌握了在不同条件下点燃能力的极限值。然而, 由于影响点燃能力的因素错综复杂, 检验机构至今尚无法根据全部已知条件计算出点燃能力, 所以都是利用各种点燃能力试验曲线来达到目的。

影响点燃能力的因素归纳为: ①可燃性气体本身的因素, 如气体种类、浓度、压力、温度、湿度、流速; ②电气回路存在的因素, 如电路性质、电压、电流、电容、电感、直流、交流、频率; ③产生电火花的两个电极触头的因素, 如形状、尺寸、材质、极性、分离和闭合的速度以及顺序^[3]。

试验和理论分析表明, 在上述各因素中, 有些因素对点燃能力的影响较小, 如频率; 有些因素对点燃能力的影响是有规律可循的, 如最易点燃浓度, 而实际评价

中都是考虑最严酷和最极端情况下的点燃能力。因此, 通过大量的试验及电路分析, 影响火花点燃能力的主要因素涉及气体种类、电源性质和电气参数这三个方面, 其中电气参数中起关键作用的主要是电压 U 、电流 I 、电容 C 和电感 L 。由于各主要因素之间存在交互式的非线性影响关系, 如线性电路和非线性电路得出的结果完全不同, 以及 U 、 I 、 C 、 L 之间存在交叉影响, 因此采用传统的方法难以实现对本质安全参数的评定。

2 基于遗传算法的 BP 神经网络

BP 网络具有自学习和推广概括的能力, 特别适用于求解内部机制复杂的问题。但 BP 网络仍面临一些问题, 如算法本质是梯度下降法, 易陷入局部极值, 对初始权值和阈值的依赖较重, 网络结构的确定没有可靠的理论依据。

遗传算法 GA 是一种借鉴生物进化规律的迭代自适应概率搜索方法, 其采用选择、交叉和突变算子, 具有全局搜索的特点。应用遗传算法来训练 BP 神经网络的初始权值和阈值, 可以很好地避免 BP 网络陷入局部极小, 并使得网络摆脱了对初始值的依赖。

考虑到本质安全参数评定模型是一种多变量的复杂系统, 其输入输出规律相当复杂, 本文提出采用 BP 神经网络构建参数评定模型, 并采用遗传算法优化网络的权值和阈值。

3 本安参数评定模型的建立及验证

GA-BP 模型需要解决学习样本的确定、网络结构的确定、具体训练参数的设定以及评定模型的改进和评定这四大问题, 具体实现平台采用 Matlab 软件。

3.1 学习样本的确定

网络的输出层对所有输入的综合效果是否会引起点燃进行判断。输出层采用一个神经元, 其输出分别为 $t=1$ (代表不点燃)、 $t=0$ (代表点燃)。输入层由影响火花点燃能力的六项指标组成, 一起纳入输入向量 p : p_1 为气体级别 (G)、 p_2 为电路性质 (E)、 p_3 为电压 (U)、 p_4 为电流 (I)、 p_5 为电容 (C)、 p_6 为电感 (L)。其中, p_1 和 p_2 为定性指标, 一般可以取 $0 \sim 1$ 之间的数来表征, 在样本中可以赋予 p_1 为 0.9 (II C)、 0.1 (II B), p_2 为 0.9 (线性电路)、 0.1 (矩形电路)

样本收集完成后, 需对样本进行合适的乱序排列与规格化。输入样本的顺序对神经网络的训练结果有一定的影响, 严重时会影响用户要求的训练精度^[4-6], 因此, 在投入训练前, 须对输入样本的列向量打乱重组。由 S 型激活函数特性曲线可知, 当输入变量为 0

时,输出变量为 0.5,且当输入变量落在区间(-0.6, +0.6)时,输出变量的变化率较大;而在(-1, +1)之外,网络输出逐渐进入 S 型函数的饱和区,输出的变化率非常小。因此,为提高训练效果,须对输入样本进行归一化处理,使其落在(-1, +1)区间。在 Matlab 中,可以用 premnmx 函数实现对样本的归一化处理。

3.2 网络结构的确定

网络结构的确定包括隐含层层数及隐含层单元数的确定这两方面,这两个因素与网络的性能密切相关。如网络规模太大,可能导致神经网络的过拟合现象;而网络规模太小,会导致其逼近能力不足,造成欠拟合而训练失败。大量实验表明,1~2 个隐含层就可以解决大多数问题,同时调整好隐含层的结点数目,则效果更加理想^[7]。此外,结合 Kuarycki 提出的第 1 隐含层对第 2 隐含层的最佳结点数的比例为 3:1 的先验知识,构建了 2 个隐含层的 BP 网络,其中第 2 隐含层结点数为 2,第 1 隐含层结点数为 6。

3.3 具体训练参数的设定

BP 神经网络训练参数的设定至关重要,其直接影响网络的性能。主要的训练参数包括学习速率、期望误差和训练次数等,这些参数的设置关系到网络的收敛速度、训练误差和泛化能力。经过反复试验,本项目的期望误差设定为 0.05,训练次数设定为 5 000 次。

3.4 评定模型的改进

本文在正式训练网络之前,引入遗传算法 GA 对 BP 网络的初始权值和阈值进行优化,并设定群体规模为 60,遗传世代数为 210。优化过程如下。

- ① 遗传算法的编码,由于遗传算法不能直接处理解空间的数据,因此,必须首先通过编码将它们表示成遗传空间的基因型串结构数据。本文采用实数编码方式在已确定结构的网络中对权值和阈值进行编码。
- ② 群体初始化,每两个联结神经元间的权值和每个神经元的阈值构成染色体的一组基因,以全网络层与层之间的初始权值及每个神经元的阈值组合作为个体染色体,即一组可能解。
- ③ 个体评价,在 Matlab 中调用 sumsqr 函数计算目标变量与实际输出变量的误差平方和 SE,算法采用 SE 的倒数作为判断群体中个体适应度的依据,从而定义适应度函数。
- ④ 实现遗传算法,在 Matlab 中调用遗传算法工具箱,分别引入选择算子、交叉算子和突变算子并设定好相应的参数。
- ⑤ 重复进行步骤④,直至寻找到近似最优解。
- ⑥ 将优化好的权值、阈值赋予神经网络进行训练。

3.5 评定模型的确定及训练、测试结果

根据上述分析,本文建立了本质安全参数评定模

型。模型由包括 2 个隐含层的 BP 神经网络构成,其中输入层结点数为 6,实际训练中采集 160 组样本;输出层结点数为 1;第 1 隐含层结点数为 6,第 2 隐含层结点数为 2;激活函数选择 S 型函数。

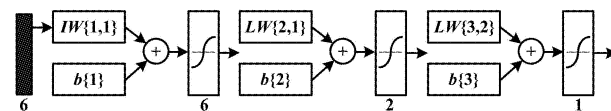


图 2 模型结构图

Fig.2 Structure of the module

图 2 中, $LW\{1,1\}$ 为输入层到第 1 隐含层的权值矩阵; $b\{1\}$ 为第 1 隐含层的阈值向量; $LW\{2,1\}$ 为第 1 隐含层到第 2 隐含层的权值矩阵; $b\{2\}$ 为第 2 隐含层的阈值向量; $LW\{3,2\}$ 为第 2 隐含层到输出层的权值矩阵; $b\{3\}$ 为输出层的阈值向量。

在 Matlab 中建立图 2 所示的 BP 神经网络,并引入遗传算法。具体程序流程为样本预处理—创建 BP 网络—创建编解码函数—创建适应度函数—执行 GA 优化—优化后的参数赋予 BP 网络—设定网络参数—训练网络并仿真。

训练结果如图 4 所示。由图 4 可以看出,误差曲线平滑下降,训练在 217 步达到误差要求。

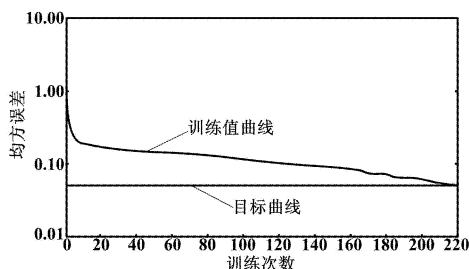


图 3 训练误差曲线图

Fig.3 Curves of the training error

调用 mse 函数对训练后的结果计算均方误差,可以得出训练的均方差为 0.049 6,小于预定的期望误差(0.05),网络在合理的训练步数下收敛。

训练完成后,利用火花试验装置对已训练好的网络模型进行测试,确定其解决实际问题的能力,即网络的泛化能力。试验气体选用氢气(II C)和乙烯(II B),电源分别选用电阻性限流安全栅(线性输出)和晶体管限流安全栅(非线性输出),并通过调整试验电路中的各项电气参数观察火花试验装置是否点燃。另一方面,将 20 项不同种类的输入变量进行组合,代入已训练好的 GA-BP 神经网络,得出网络判定输出,最终试验结果与网络判定输出整理所得的结果如表 1 所示。

(下转第 35 页)

种方式进行冗余实现,提高了急停子系统数据通信的可靠性,减小了受干扰概率,降低了数据出错率。但是设计中还存在不足。如在调试过程中,将 CAN 总线应用层的全双工方式改为半双工方式,并将传输模式由主动式改成问答式,这样虽然提高了通信的可靠性,但是会产生时间延迟,从而大幅度地降低急停子系统的自检效率。因此,这样的设计还有待改进,以保证通信可靠性的同时使效率并存。

参考文献

[1] 徐璐,杨建武,宋云鹏,等. C8051F040 在曳引及制动性能检测系统中的应用[J]. 微计算机信息,2010(8):88-90.
 [2] 冯威,栗梅. 基于 C8051F041 的电力变压器非电量智能测控保护装置系统的设计[J]. 国外电子元器件,2007(6):7-10.
 [3] 周立功. ARM 嵌入式系统基础教程[M]. 北京:北京航空航天大学出版社,2008:156-158.
 [4] 袁越阳,鲁植雄,陈明江. C8051F040 的 CAN 模块应用研究[J]. 单片机与嵌入式系统应用,2008(10):76-79.
 [5] 林叶春,黄辉,王洋. 基于 CAN 总线技术实现的船舶电站自动控制系

[6] 刘辉,李文雄,刘明生. 嵌入式实时系统 CAN 通信软件设计方案[J]. 计算机仿真,2008,25(4):138-141.
 [7] 刘晓莉,高军,赵延明. ARM 的 CAN 总线控制系统智能数据采集节点的设计[J]. 湖南科技大学学报:自然科学版,2006,21(4):79-82.
 [8] 李金刚,何志伟. 基于 C8051F040 的 CAN 总线智能节点设计[J]. 电子产品世界,2007(3):102-107.
 [9] 广州周立功单片机发展有限公司. PHILIPS LPC2000 系列 ARM7 微处理器 CAN 控制器驱动程序的编写与开发[M]. 广州,2004.
 [10] 马杰. 煤矿井下工作面通讯控制系统研究[D]. 济南:山东科技大学,2003.
 [11] 胡穗延. KT14 型矿井蜂窝状全双工移动通信系统[J]. 煤矿自动化,2000(2):4-5.
 [12] 张余,潘成康,杨文东,等. 基于可信度的半双工协同频谱检测[J]. 信号处理,2008,24(6):1012-1017.
 [13] 张继超,常迪,郑纬民,等. 数据传输模式对用户态通信的性能影响分析[J]. 小型微型计算机系统,2004,25(1):30-34.
 [14] 贺耀宜,杨晓华,季小燕. 煤矿数字化远程综合监控系统的设计与实现[J]. 工矿自动化,2007(4):75-76.

(上接第 31 页)

表 1 网络测试结果
 Tab. 1 Test results of the network

气体种类	电路性质	电压 /V	电流 /mA	电容 /μF	电感 /mH	试验结果	网络输出
II C	线性	9	80	0.460	7.30	1	1.000 0
		28	93	0.051	1.10	1	0.955 6
		47	40	0.024	0.77	1	1.000 0
		30	10	0.070	0.50	0	-0.028 3
		30	30	0.080	2.00	0	-0.028 3
II B	线性	9	90	2.000	25.00	1	1.000 0
		28	245	0.650	0.06	1	0.568 1
		47	80	0.130	2.70	1	1.000 0
		30	100	0.200	5.00	0	-0.028 3
II C	矩形	20	300	1.000	0.15	0	-0.062 3
		5	150	1.000	1.00	1	1.000 0
		5	200	5.000	0.15	0	0.474 7
		20	50	0.300	0.50	0	-0.075 1
II B	矩形	9	150	0.500	1.00	0	0.084 7
		29	120	0.001	2.00	0	-0.062 3
		11	300	6.000	0.15	1	0.665 2
		8	250	6.600	0.50	1	0.712 1
		32	20	0.300	1.00	1	0.999 9
		4	250	7.800	2.00	1	0.714 5
		25	150	0.001	0.50	0	-0.062 3

表 1 中,试验结果为火花试验装置实际检验的结果,其中 1 表示该组参数是安全的,未点燃试验气体混合物;0 代表在该组参数下电路点燃了试验气体混合物。

网络输出为本质安全参数评定模型的输出值。比较试验结果和网络输出可知,对于大部分试验结果,网络输出都能够很好地预测实际情况,说明该网络模型的泛化能力较好,可以用于预测实际的本质安全电路参数。

4 结束语

本文归纳了本质安全参数两种传统的评定方法及其使用局限性,提炼出影响火花点燃能力的 6 个主要因素,构建出一种基于 GA-BP 神经网络的参数评定模型。试验证明该模型具有较好的预测能力,可以实现计算机在本质安全参数评定中的应用。但网络测试结果表明,该网络模型的泛化能力有待提高。

参考文献

[1] 徐建平,都明生,黄咏委. 仪表本安防爆技术[M]. 北京:机械工业出版社,2002:17-18.
 [2] 国家质量技术监督局. GB3836.4-2000 爆炸性气体环境用电气设备第 4 部分:本质安全型“i”[S]. 北京:中国标准出版社出版,2001:4-6.
 [3] 杜亚娟. 微机在测试本质安全电路电气参数中的应用[D]. 西安:西安矿业学院,1996:6.
 [4] 贾少锐,李丽宏,安庆宾. BP 神经网络算法在字符识别中的应用[J]. 科技情报开发与经济,2007,17(2):167-169.
 [5] 胡伍生,沙月进. 神经网络 BP 算法的误差分级迭代法[J]. 东南大学学报:自然科学版,2003,33(3):1-3.
 [6] 丁卫平. 基于 BP 神经网络改进算法的数据压缩方案[J]. 湖南理工学院学报:自然科学版,2009,22(4):35-38.
 [7] 夏玫. BP 神经网络泛化能力改进研究[D]. 太原:太原科技大学,2009:30-37.