

文章编号: 1005-8451 (2012) 01-0035-05

基于模糊神经网络的道岔故障诊断系统研究

李雅美, 魏文军

(兰州交通大学 光电技术与智能控制教育部重点实验室, 兰州 730070)

摘要: 运用模糊理论和神经网络技术相结合的方法, 构造了基于模糊神经网络的铁路道岔故障诊断系统, 介绍该系统的结构、原理及诊断过程, 并采用 Matlab 神经网络工具箱进行仿真, 仿真结果表明模糊神经网络方法适用于道岔设备故障诊断。

关键词: 模糊神经网络; 道岔; 故障诊断

中图分类号: U216.425 : TP39 文献标识码: A

Research of Switch Fault Diagnosis System based on Fuzzy Neural Network

LI Ya-mei, WEI Wen-jun

(Key Laboratory of Opto-electronic Technology and Intelligent Control, Ministry of Education, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China)

Abstract: It was constructed the Switch Fault Diagnosis System based on Fuzzy Neural Network, utilized the method which combined fuzzy theory with neural network. The article introduced the structure, principles and diagnostic procedures of the System. Finally, the System was simulated by Matlab toolbox of Neural Network, the results showed that the Fuzzy Neural Network for Switch Fault diagnosis was effective.

Key words: Fuzzy Neural Network; switch; fault diagnosis

随着铁路建设的发展, 对于信号设备的安全可靠性及行车效率的要求越来越高, 道岔作为限制列车运行速度的关键设备之一, 必须提高其可靠性。本文提出了一种基于模糊神经网络的故障诊断方法, 它具有模糊逻辑与神经网络两种系统的优势, 不但可以确定故障类型, 而且利用模糊权重的概念, 能够进一步对故障的严重程度进行判断, 提高了故障诊断的准确率。

1 模糊神经网络

1.1 模糊理论与神经网络的结合

神经网络具有处理非线性知识、自学习和并行计算等方面的能力, 适用于处理非结构信息。模糊系统具有处理模糊信息的能力, 对处理结构低的知识更为有效。将模糊理论与神经网络相结合, 采用模糊神经网络进行故障诊断, 同时具有模糊逻辑和神经网络的优点, 既能够处理专家知识和

经验, 又能够通过强大的自学习能力和数据处理能力增强系统的决策能力。利用神经网络的自学习能力, 优化模糊逻辑系统中的模糊规则、隶属函数和模糊决策算法, 经过模糊化处理使得神经网络的训练样本更精确, 加快学习速度, 提高诊断精度, 成为更完善的故障诊断模型。

1.2 模糊神经网络结构及学习算法

本文采用串联型模糊神经网络实现道岔故障诊断, 网络由模糊化处理和常规 BP 网络组成, 模糊处理部分的隶属函数将输入数据进行模糊化处理, 经模糊化处理后的数据送给 BP 网络进行训练, 输出数据与期望的目标输出进行比较, 根据误差反向调整 BP 网络的连接权。

1.2.1 串联型模糊神经网络组成

串联型模糊神经网络由 4 层组成:

(1) 第 1 层为输入层, 该层节点从外部接收输入数据并传送到下一层。

(2) 第 2 层为模糊化层, 该层是对输入进行模糊化处理, 计算各输入分量的隶属度函数值。隶属函数采用升半柯西分布函数。数学表达式为:

$$P(x) = \begin{cases} 0 & (0 \leq x \leq a) \\ \frac{k(x-a)^2}{1+k(x-a)^2} & (a \leq x \leq \infty) \end{cases}$$

(3) 第3层通过权与模糊化层的输出相连, 为BP网络的隐层。

(4) 第4层是输出层, 为BP网络的输出层。

1.2.2 神经网络算法改进

由于标准BP算法存在收敛速度慢、容易陷入局部极小值等缺陷, 本文采用弹性BP算法加快网络的收敛速度。其传递函数为 $f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$, 简称为S型函数。弹性BP算法的目的是消除梯度幅度的不利影响, 在进行权值的修正时, 仅仅用到偏导的符号, 而其幅值却不影响权值的修正, 权值的大小仅仅取决于与幅值无关的修正值。如果权值在相同的梯度上连续被修正, 则其幅度必将增加, 从而克服了梯度幅度偏导的不利影响, 即:

$$\Delta x(k+1) = \Delta x(k+1) \cdot sign(g(k))$$

$$= \begin{cases} \Delta x(k) \cdot k_{inc} \cdot sign(g(k)) & \text{当连续两次迭代的梯度方向相同时} \\ \Delta x(k) \cdot k_{dec} \cdot sign(g(k)) & \text{当连续两次迭代的梯度方向相反时} \\ \Delta x(k) & \text{当 } g(k) = 0 \text{ 时} \end{cases}$$

式中: $g(k)$ 为第 k 次迭代的梯度; $x(k)$ 为权值或阈值第 k 次迭代的幅度修正值, 其初始值 $\Delta x(0)$ 是用户设置的; 增量因子 k_{inc} 和减量因子 k_{dec} 也是用户设置的。

2 道岔故障诊断系统的实现

2.1 系统整体设计

将模糊神经网络应用于道岔故障诊断, 利用Visual C++和Matlab混合编程的方法构造一个简单的故障诊断系统对道岔故障进行诊断。本系统包括4个部分: 样本数据的采集, 模糊化处理, BP神经网络的训练, 故障诊断界面的实现。故障诊断界面主要由故障数据输入界面和诊断结果输出界面组成。

道岔故障诊断系统的总体结构如图1。

2.2 道岔故障诊断过程

微机监测系统获得道岔各种状态的数据信息, 经过模糊化处理作为BP神经网络的训练样本输

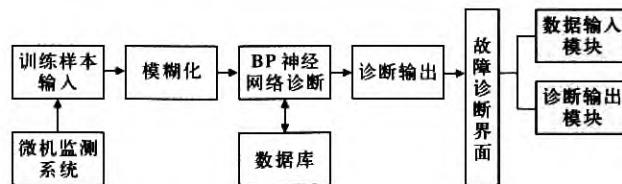


图1 道岔故障诊断系统的总体结构图

入, 当网络权值与阈值达到稳定时即可进行故障诊断。把训练好的神经网络作为故障诊断的依据, 存入数据库, 当监测到新的状态数据时, 首先进行搜索, 将该状态信息与数据库中的信息进行对比, 如果数据库中存在此种故障类型, 则直接将诊断结果输出到诊断界面, 如果不存在, 则利用模糊神经网络故障诊断模块进行推理, 得出诊断结果, 并将此种故障类型存入数据库。

2.3 软件实现

采用Visual C++与Matlab混合编程完成故障诊断, Visual C++的程序作为前端客户机, 通过调用Matlab引擎在后台与Matlab服务器建立连接, 实现动态通信。在Matlab中对神经网络进行训练仿真, 以.mat文件格式保存, Visual C++通过调用Matlab神经网络工具箱的方法, 调用训练好的神经网络, 实现故障诊断。

3 道岔故障诊断实例验证

3.1 道岔动作电流曲线分析

通过对转辙机动作电流曲线的分析, 判断道岔转辙机的电气特性、时间特性和机械特性, 反映道岔转辙机的故障情况。道岔动作电流曲线如图2, 曲线1和3为故障曲线, 曲线2为正常曲线。

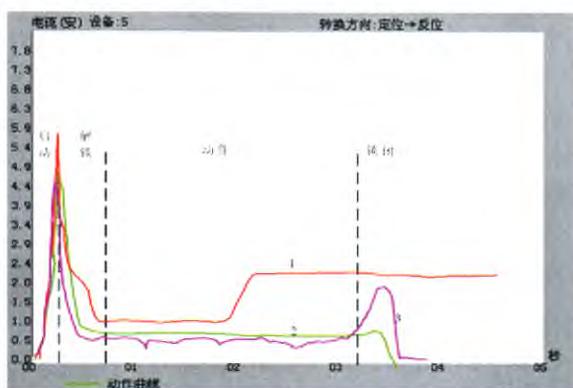


图2 道岔动作电流曲线比较图

对正常情况与故障情况的道岔动作电流进行分析,当道岔动作电流正常时,动作电流曲线的特点:

(1) 在道岔启动的瞬间,电机启动电路中有较大的电流,曲线骤升,形成一个尖峰,峰值通常为 $6\text{ A} \sim 10\text{ A}$ 。若峰值过高,说明道岔电机有匝间短路。曲线由启动时的高峰变为平滑曲线的时间不能过长,一般应在 0.5 s 之内。如果这一时间延续过长,说明道岔启动困难。产生道岔启动困难的主要原因有道岔密贴力过大,即调整过紧;道岔尖轨反弹等。

(2) 解锁阶段由于电阻增加,则动作电流迅速减小,电流至峰值后迅速回落,弧线应平顺,若有台阶或鼓包则为道岔密贴调整过紧造成解锁困难。

(3) 01~03段平均值为转辙机工作电流,曲线应平滑,若电流幅值上下波动则有如下可能:滑床板凹凸不平、碳刷与整流子面接触不良或有污垢、电机有匝间短路。该段曲线若有大量的回零点,则为电机转子断线。

(4) 03~04段为锁闭电流,一般高于工作电流,但不应高出 0.25 A 以上,若高出过多则为道岔密贴调整过紧。在03后有一段逐渐下滑的波动段,波峰与波谷间的电流之差应不大于 0.35 A ,若大于则为磨擦带不良。

对道岔动作电流异常曲线进行分析,曲线1在启动过程中的峰值过高,超过了道岔电流额定峰值,说明曲线1所示的道岔启动电路有短路或半短路情况存在。当启动完毕后,曲线1由峰值迅速回落的过程中有一个缓冲阶段,说明解锁电流大,可能存在故障。当解锁完毕后,曲线1远高于正常曲线,说明动作电流大,曲线1又突然呈上升趋势并达到摩擦电流的高度,可能存在故障。对于曲线3,在解锁完毕后该曲线低于额定电流,说明该道岔可能是磨擦带松、沾油、或固定不良;同时在该阶段,该曲线不是一条平滑的曲线,即动作电流不稳定,这有可能是启动电路中各接点有接触不良。曲线3在锁闭阶段突然增大,可能存在故障。

3.2 故障诊断网络设计

选择道岔电流作为道岔故障诊断的特征参量,采集正常工作状态及各种故障状态下的适当的电流值数据,分析道岔电流曲线可以得到每种故障现象的故障论域,采用模糊诊断算法在监测到的

故障征兆和故障原因之间建立隶属函数,对故障数据进行模糊处理,将其作为神经网络的训练样本,根据网络输出判断故障的类型。

对于道岔故障,考虑故障论域 $Y = \{y_i | i=1, 2, \dots, 7\}$,如表1。

表1 道岔故障论域 Y

故障论域 Y	故障类型
y_1	启动电路有短路情况或半短路情况
y_2	锁闭圈弧缺油或道岔过重
y_3	转换阻力大或转辙机内部机械部件缺油有摩卡现象
y_4	转辙机箱内或箱外卡阻
y_5	尖轨加异物或密贴过紧
y_6	磨擦带松、沾油、或固定不良
y_7	启动电路中接点有接触不良

考虑故障征兆论域 $X = \{x_j | j=1, 2, \dots, 10\}$,如表2。

表2 道岔故障征兆论域 X

征兆论域 X	故障征兆
x_1	启动电流峰值高
x_2	启动电流峰值低
x_3	启动电流面积小
x_4	解锁电流大
x_5	动作电流大
x_6	动作电流突然增大
x_7	动作电流小
x_8	动作电流面积大
x_9	锁闭电流大
x_{10}	动作电流不稳定

创建BP神经网络,输入层的神经元个数为 $m=10$,输出层神经元个数为 $n=7$,隐层神经元个数 $s=\sqrt{m+n+a}$ ($a \in [0, 10]$),隐层神经元传递函数为s型正切函数tansig,输出层神经元传递函数为s型对数函数logsig,利用监测数据创建网络进行训练。

3.3 仿真实验

(1) 根据模糊隶属函数对道岔故障数据进行处理,得到故障征兆模糊向量。

(2) 将道岔故障征兆模糊向量作为神经网络的输入样本,与网络的目标输出一起输入神经网络进行训练。

(3) 网络训练误差曲线,如图3。

由误差曲线可以看出,网络训练误差达到了预期目标,最小值大约为 $1e-6$ 。神经网络经过训练之后,对于监测到的任意一组状态数据作为神经网络输入都可以得出诊断结果。

通过微机监测系统监测到某一时刻的道岔启动电流曲线如图4,与正常状态下的电流曲线相比

发现图4出现异常。



图3 网络训练误差曲线

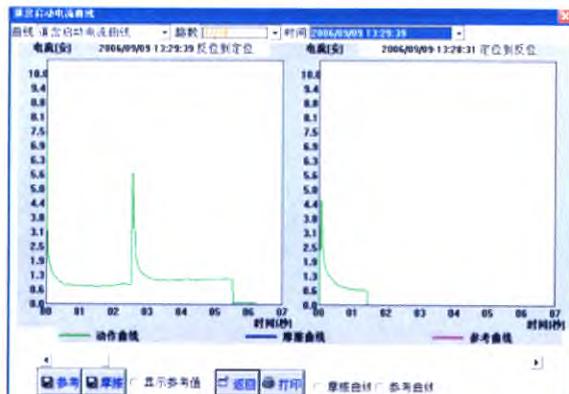


图4 道岔启动电流曲线

从动作电流曲线来看(13:28:31),由定位向反位转动时,电流曲线峰值偏小,经过1.5 s左右,电流突变为零,由此可以判断电路电阻偏大、动作电流偏小,不足使1DQJ自闭,1DQJ落下切断动作电路,使电流突变为零,控制盘面现象为道岔失去表示,处于四开状态。因为道岔没有表示,操作人员将道岔操纵回定位,从动作电流曲线来看(13:29:39),电流曲线峰值正常,在转换过程中曲线不平缓,出现峰值。

对故障征兆向量进行模糊化处理的到模糊征兆向量如表3。

表3 故障模糊向量 X

征兆	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	x_7	x_8	x_9	x_{10}
X	0.05	0.05	0.05	0.05	0.05	0.95	0.9	0.05	0.05	0.05

将故障的模糊向量输入神经网络,输出结果为(0.0000, 0.0000, 0.0000, -0.0000, -0.0000, 0.0000, 1.0000),由输出结果判断故障类型为故障7,即道岔启动电路中接点有接触不良故障。

道岔一旦产生此种故障,则表现为道岔转换过程中,突然自己停转,控制台无表示,实际道岔

在四开状态,产生此种故障的原因:(1)转辙机电气特性不良,使动作电流偏小,不足使1DQJ自闭;(2)1DQJ后线圈(1~2线圈)工作不良,可能为继电器与插座接触不良或线缆有虚接现象,从而使电路中电阻增大,电流减小,不能使1DQJ自闭,继电器保持不住。道岔由反位向定位转时道岔动作电流突然增大,产生此种故障的原因是:(1)在转换过程中出现卡阻,使电机出现短暂的半短路,电流出现峰值;(2)电机特性不良,线圈匝组间存在半短路状态;(3)1DQJ后线圈电路工作状态不良,存在虚接,瞬间的断开接触,使线圈出现较大感应电流,与电机动作电流重叠,出现较大的峰值。综合分析得出:电机特性不良;1DQJ后线圈工作状态不良。

对于故障严重程度的判断,需要利用权重的概念来对故障征兆进行处理,从而确定故障的程度。

道岔启动电路中接点有接触不良故障相关的征兆是:动作电流突然增大、动作电流小。结合征兆权重,得到了故障单征兆及多征兆组合的样本输出,以此作为训练样本对神经网络进行训练,则输出为故障的权重值,利用其判断故障的严重程度。

神经网络训练误差曲线如图5。

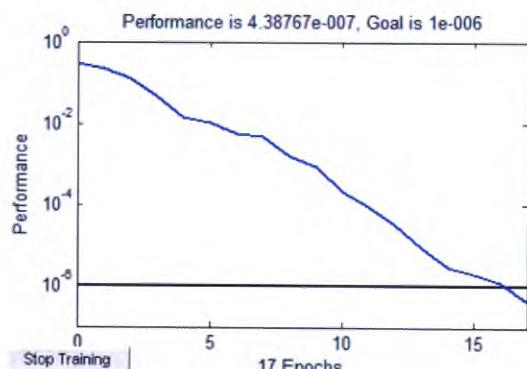


图5 网络训练误差曲线

由误差曲线可以看到,网络训练误差达到了预期的目标,经过17步达到误差最小值。

将道岔启动电路故障样本经模糊隶属函数处理后得到故障向量如表4。

表4 道岔启动电路故障样本

道岔启动电路故障	动作电流突然增大	动作电流小
故障样本	0.96	0.92

用训练好的神经网络对该故障向量进行诊断,可得到道岔启动电路故障的严重程度为0.9824。

4 结束语

道岔作为影响铁路运行效率与安全的关键设备,在发生故障时应尽快找出故障原因并解决,提高其可靠性和安全性,保证列车运行效率。本文采用的基于模糊神经网络的道岔故障诊断方法在微机监测系统实时监测道岔工作状态的基础上增加了智能故障诊断功能,对于提高道岔设备的可靠性具有重要现实意义。

参考文献:

- [1] 党建武,王阳萍,赵庶旭.神经网络理论[M].兰州:兰州大学出版社,2004,9.
 [2] 闻新,周露,李翔,张宝伟.Matlab神经网络仿真

(上接P34)

与应用[M].北京:科学出版社,2003,7.

- [3] 舒刚.人工智能方法在车站信号故障诊断中的应用与研究[D].北京:北京交通大学,2008.
 [4] 祝晓燕,王继选,刘小贞,赵冉.基于小波包特征向量弹性BP算法的故障诊断[J].汽轮机技术,2008(6):437-439.
 [5] 刘伯鸿,李国宁,李志强.基于神经网络联锁系统故障诊断专家系统的研究[J].铁路计算机应用,2006,15(4):1-3.
 [6] 王铁军.基于神经网络的道岔智能故障诊断方法的研究[J].西铁科技,2010(2):8-10.
 [7] 曹宏丽,岳丽丽,杨福元.专家系统和神经网络在道岔控制电路故障诊断中的应用研究[J].黑龙江科技信息,2010(1):62-63.

责任编辑 陈蓉

3 结束语

液压转辙机挤脱力测试仪由挤脱力测试仪和数据分析软件组成。挤脱力记录仪以NXP的LPC2214芯片和uC/OS-II实时操作系统为硬件及软件核心,负责对液压转辙机的挤脱力进行实时力测试记录仪进行数据交换,实现存储数据的备采集和存储,同时以数字和曲线的形式动态显示。数据分析软件通过RS232或USB串行接口与挤脱份,并对测量曲线进行综合分析和打印。实测结果证明了该测试仪的实用性和可靠性,完全满足铁路电务部门和转辙机设备制造厂商对转辙机挤脱力进行测试的要求。

参考文献:

- [1] 林瑜筠.铁路信号基础[M].北京:中国铁道出版社,2006:161-162.
 [2] 陈晓云.可挤型ZD(J)9转辙机滚柱挤脱的原理及应用[J].铁路通信信号工程技术,2009,6(6):64-65.
 [3] 黄天新.转辙机及分动外锁闭装置挤岔研究[J].铁路通信信号工程技术,2008,5(5):53-54.
 [4] 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.
 [5] Jean J. Labrosse.嵌入式实时操作系统μC/OS-II[M].北京:北京航空航天大学出版社,2003.
 [6] NXP Semiconductors.LPC2212/LPC2214[DB/OL].2008.http://www.nxp.com/documents/data_sheet/LPC2212_2214.pdf

图5 ZYJ7处于定位状态下挤脱力实测曲线

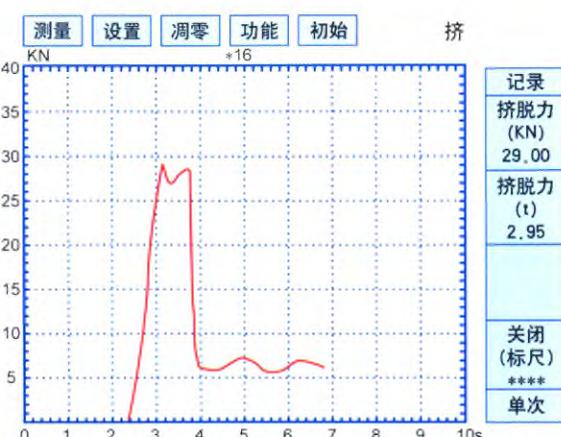


图5 ZYJ7处于定位状态下挤脱力实测曲线

责任编辑 徐侃春