

基于改进 BP 神经网络的轨道交通不间断电源设备故障检测系统设计

王 东

(陕西国防工业职业技术学院, 西安 710300)

摘要: 由于存在大量非线性关系, 不同因素之间相互影响, 导致电源设备的工作状态变得更加复杂多变, 故障检测的难度增加; 为保证轨道交通不间断电源设备的运行安全, 设计并开发了电源设备故障检测系统; 改装电源工作温度、电流/电压传感器, 调整信号采集器、转换器和处理器的内部组成结构, 实现硬件系统的优化; 从物理和逻辑两个方面, 构建系统数据库, 为数据存储提供空间; 模拟轨道交通不间断电源设备工作过程, 确定设备故障的检测标准; 利用硬件系统中的传感器设备, 采集电源设备的工作数据, 利用改进 BP 神经网络提取电源设备工作特征; 采用特征匹配的方式得出轨道交通不间断电源设备的故障类型检测结果, 以可视化的形式输出故障检测结果; 通过系统测试结果得出结论: 与传统故障检测系统相比, 优化设计系统的故障类型错误检测率降低约 30%, 平均故障量检测误差为 1.00 kWh。

关键词: 改进 BP 神经网络; 轨道交通; 不间断电源设备; 设备故障; 故障检测系统

Design of Fault Detection System for UPS Equipment in Rail Transit Based on Improved BP Neural Network

WANG Dong

(Shaanxi Institute of Technology, Xi'an 710300, China)

Abstract: Uninterruptible power supply (UPS) equipment for rail transit has complex and changeable working states, with a large number of nonlinear relationships, which makes the working state of power supply equipment more complex and changeable, different factors interact with each other, leading to increased difficulty in fault detection. To ensure the safe operation of UPS equipment for rail transit, a fault detection system for power supply equipment is designed and developed. Modify the working temperature, current/voltage sensors of the power supply, adjust the internal composition of the signal collector, converter, and processor to optimize the hardware system, construct a system database has been constructed to provide space for data storage from the physical and logical aspects, simulate the working process of the UPS equipment for rail transit to determine the detection standards for equipment faults, collect the working data of power supply equipment by using sensor equipment in the hardware system, and extract the working characteristics of power supply equipment by using the improved BP neural network. The fault type detection results of UPS equipment for rail transit are obtained by using the feature matching method, outputting the fault detection results in a visual form. Experimental results show that compared with the traditional fault detection system, the optimized design system reduces the error detection rate of fault types by about 30%, with an average fault detection error of approximately 1.0 kWh.

Keyword: improve BP neural network; rail transit; UPS equipment; equipment malfunction; fault detection system

0 引言

轨道交通中的电源设备是确保列车正常运行的关键基础设施之一, 综合考虑轨道交通的行驶需求, 轨道交通

通大多采用不间断电源设备作为供电支持。不间断电源是一种含有储能装置的电源设备, 不间断电源能够确保轨道交通通信系统和其他重要设施在电源故障或电压波动时能够不间断运行。在轨道交通车辆的行驶过程中,

收稿日期:2024-02-28; 修回日期:2024-04-08。

作者简介:王 东(1986-)男, 大学本科, 讲师。

引用格式:王 东. 基于改进 BP 神经网络的轨道交通不间断电源设备故障检测系统设计[J]. 计算机测量与控制, 2025, 33(5): 37-44, 61.

轨道上的各种设备都需要稳定的电源来提供能源。任何一个环节出现故障,都会对整个轨道交通系统的正常安全运行造成影响,甚至可能引发巨大的经济损失或人员伤亡。轨道交通不间断电源设备的工作状态复杂多变,其中存在大量非线性关系,使得电源设备的工作状态变得更加复杂多变,不同因素之间相互影响,导致故障检测的难度增加。因此,设计并开发了轨道交通不间断电源设备故障检测系统。

设备故障检测是确保设备正常运行的关键环节,通过对设备进行实时监测和诊断,及时发现和定位故障,采取相应措施进行修复,防止故障扩大或导致更严重后果。现阶段发展较为成熟的电源设备故障检测系统主要包括:文献[1]提出的基于 MW-KECA 与变量贡献 SVDD 的故障检测系统、文献[2]提出的基于广域电流暂态分量的电源故障检测系统、文献[3]提出的基于自适应残差 CNN 的小型模块化电抗器故障检测与诊断系统,以及文献[4]提出基于电流指示器的太阳能光伏系统故障识别的故障检测算法,上述研究成果中,文献[1]提出系统利用移动窗—核熵成分分析方法构建局部模型,能够有效地处理数据的时变性,同时保留了核熵成分分析的非线性处理能力。在故障诊断中,以各变量对 CS 统计量—向量间角度关系指标的贡献作为输入数据,构建支持向量数据描述分类器。与标准故障特征数据相比,故障能够更好地突出同类相似信息和异类差异信息,从而准确地检测出电源故障。该方法使用了线性分析方法,在处理非线性问题时表现不佳,会导致检测性能下降。文献[2]提出系统当电源发生接地故障时,流经正常线路和故障线路的零序电流方向存在差异。利用数学形态学中的闭合开度差运算,可以提取各个线路的暂态零序电流的方向信息。在 CO-DO 中,结构元素长度的选择对于井下供电系统输出结果至关重要。通过采用粒子群优化算法,可以对结构元素长度进行自适应优化,从而可靠地提取接地故障暂态零序电流方向极性特征。基于多级供电系统的拓扑结构,对各条线路上保护元件输出的零序电流暂态分量极性信号进行逻辑运算,可以实现故障区段的精确定位。该方法依赖于暂态零序电流的方向信息来提取故障位置,当选择不当时,会导致检测和定位的准确性下降。文献[3]提出系统利用不同噪声水平下的特征作为残差进行学习,并通过设计的网络进行传递。此外,通过在自适应残差处理模块中组装软阈值方法,增强了学习效率。基于贝叶斯优化方法,改进了设计网络的学习衰减率,以获得更好的诊断性能。该方法对于具有复杂非线性特征的系统可能表现不佳,进而使得检测效果不佳。文献[4]提出了一种新的故障检测算法,用于识别太阳能光伏阵列和光伏串中的故障。该方法基于不同

故障条件下的简单分析,包括线对线故障、线对地故障和多串短路故障,并提前确定了电流指示器和阈值的数值,以此实现对其故障检测。该方法使用的简单分析可能对复杂的非线性特征和多变量关系缺乏抓取能力。因此,在处理复杂系统或具有多变量关联的故障情况时,该方法表现不佳。

因此,提出一种基于改进 BP 神经网络的轨道交通不间断电源设备故障检测系统设计方法。BP 神经网络能够更好地适应复杂的非线性关系,通过多层结构和激活函数的选择,可以有效地处理电源设备工作状态中的非线性特征,提高故障检测的精度。改进 BP 神经网络在传统 BP 神经网络的基础上,通过修改或优化等操作,提高神经网络的性能和泛化能力。将改进 BP 神经网络算法应用到轨道交通不间断电源设备故障检测系统的优化设计工作中,以期能够提升对电源设备的故障检测精度。

1 轨道交通不间断电源设备故障检测硬件系统设计

轨道交通不间断电源设备是轨道交通系统稳定运行的重要支撑。为了确保其高效、准确地检测电源设备的故障,优化设计的故障检测系统采用硬件、数据库和软件功能相结合的方式。其中,硬件系统作为信号采集与预处理的关键部分,发挥着至关重要的作用。

1.1 轨道交通不间断电源工作温度、电流/电压传感器

温度、电流/电压传感器主要用来采集轨道交通不间断电源设备的实时工作信号,改装的温度传感器由带隙基准模块、感温模块等部分组成。带隙基准电路负责产生基准电压,作为转换模块进行量化的标准电压。改装的电源工作温度传感器的内部工作原理如图 1 所示。

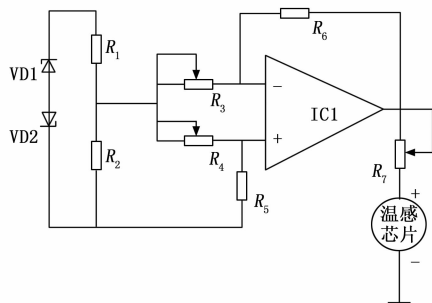


图 1 电源工作温度传感器内部工作原理图

另外,系统中使用的电流/电压传感器采用有源电子互感器,该设备融合了普通互感器、霍尔器件和电子电路,电流/电压传感器结合了传统互感器的大测量范围优势和电子电路的快速响应特性。改装工作温度传感器能提高测量精度和响应速度,确保及时监测电源设备

的温度变化，从而预防过热故障。改装电流和电压传感器能增加灵敏度和准确性，确保准确测量电流和电压数据，为故障检测系统提供可靠依据。优化传感器能更精准捕捉参数变化，提高对潜在故障的诊断准确性，帮助维护人员及时发现并解决问题，确保轨道交通系统稳定安全运行。

1.2 信号采集与转换

轨道交通不间断电源信号采集器主要用来采集待检测电源的工作信号，信号采集器的结构框架如图 2 所示。

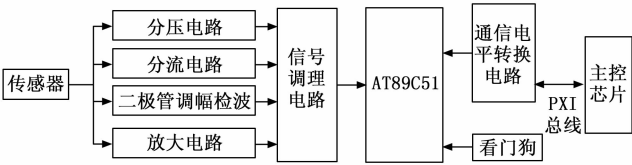


图 2 电源工作信号采集器结构框图

信号采集器以 PXI 总线为基础，利用其高带宽和多功能时域数字化应用的优势，实现对电源工作信号的快速采集^[5]。在信号采集过程中，传感器将工作信号转换为电信号，并通过信号调理模块进行滤波、放大和线性化处理。随后，AD 转换器将这些模拟信号转换为数字信号，以便于后续的数据处理和分析。

轨道交通不间断电源信号转换器包括 AD 转换和信号调理两个部分^[6-7]，轨道交通不间断电源信号调理转换原理如图 3 所示。

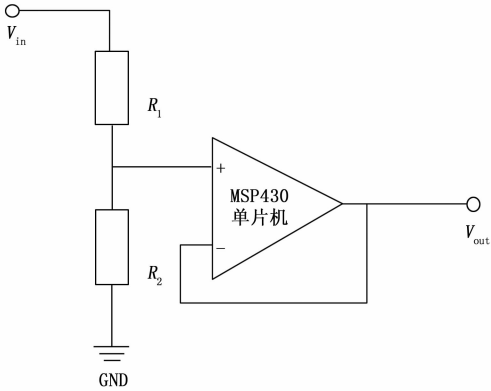


图 3 轨道交通不间断电源信号调理转换原理图

图 3 中的 MSP430 单片机的模数转换模块的模拟信号输入管脚内部含有采样保持电容^[8]。这个电容在电源设备运行信号采集过程中起到了至关重要的稳压作用，确保信号转换的准确性和稳定性。

1.3 信号处理器设计

轨道交通不间断电源信号处理器是系统故障检测的核心，其工作原理是通过 BP 神经网络，将非线性且不相关的数据映射到一起，从而揭示数据之间的复杂函数

关系，这种函数关系进一步揭示了故障特征与工作信号之间的内在联系。改装的轨道交通不间断电源信号处理器以 FIFO 控制器作为核心元件，在 FIFO 控制器的控制下，FIFO 的两端可以同时进行并行读写操作，实现对数据的采集。为了提高控制器的稳定性，FIFO 控制器采用了异步工作方式^[9]。这种控制器由异步双端口 RAM 和控制逻辑组成，而 FIFO 的存储介质为异步双端口 RAM^[10]。

2 轨道交通不间断电源设备故障检测系统数据库设计

系统数据库主要用来存储轨道交通电源设备数据、设备实时工作数据、故障检测标准数据等，为系统运行数据的存储提供空间，方便数据的调用，间接的提高系统数据的调取效率^[11]。根据系统的需求分析，深入考察了系统的业务应用环境。在此基础上，对系统的数据实体及实体关系进行了详细分析和抽象化处理，从而构建出系统的数据库概念视图模型。优化设计轨道交通不间断电源设备故障检测系统数据库由用户信息表、设备信息表、设备运行参数信息表、故障记录信息表等部分组成，其中设备运行参数信息表的构建结果，如表 1 所示。

表 1 不间断电源设备运行参数信息表

字段名称	字段说明	存储类型	存储长度
power_supply_ID	设备编号	int	8
power_supply_type	设备类型	varchar	16
power_supply_electric current	运行电流	int	10
power_supply_voltage	运行电压	int	10
power_supply_quantity of electricity	输出电量	int	20
power_supply_temperature	运行温度	int	4
power_supply_condition	运行状态	varchar	16

按照表 1 表示结构完成对轨道交通不间断电源设备故障检测系统中其他数据库表的构建结果，并根据数据库表之间的逻辑关系，完成数据库表之间的连接。为保证数据库中数据的更新效果和存储安全，给数据库表设置一个更新频率，实现数据的定期更新，并对数据库表中的所有数据进行备份存储。

3 轨道交通不间断电源设备故障检测系统软件功能设计

在硬件系统设备和数据库的支持下，对轨道交通不间断电源设备的故障检测功能进行优化设计，旨在得出精准的设备故障检测结果。系统软件功能的工作原理为：根据轨道交通不间断电源设备的工作原理和执行过程，确定点源设备在不同类型故障状态下的运行特征，以此作为判断设备故障状态与类型的检测标准^[12]。利用硬件系统中的传感器设备，获取轨道交通不间断电源

的电流、电压、温度等工作数据,利用改进 BP 神经网络提取电源设备的工作特征,采用特征匹配的方式得出当前电源设备故障状态与类型的检测结果,最终通过硬件系统输出软件程序的检测结果。由于轨道交通不间断电源设备故障检测中存在的复杂多变和非线性关系,而 BP 神经网络算法具有强非线性建模能力,可提高故障检测准确性,应对复杂多变的设备状态,从而增强系统稳定性和安全性。

3.1 模拟轨道交通不间断电源设备工作过程

轨道交通不间断电源设备的简化原理图如图 4 所示。

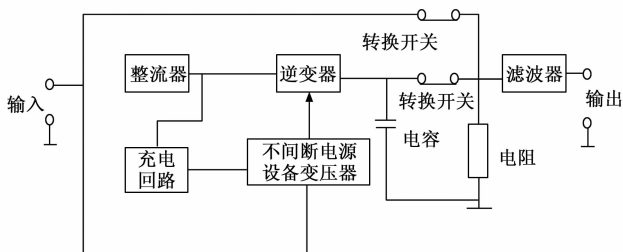


图 4 轨道交通不间断电源设备的简化原理图

轨道交通不间断电源设备的工作原理基于整流、逆变和电池储能等关键技术。当输入交流电正常时,整流器将交流电转换为直流电,为负载和电池组提供稳定的电源。同时,电池组通过充电器进行充电,储存直流电能^[13]。一旦市电出现故障或异常,电池组将立即释放所储存的电能,通过逆变器将直流电转换为交流电,继续为负载供电。在整个过程中,包括整流、逆变和电池储能的各个环节都存在非线性和复杂特性,如电流-电压特性、电压调节、负载浮动等。这些问题增加了设备工作状态的复杂性和多变性,提高了故障检测的难度。

为了解决这些问题,优化设计的故障检测系统采用了改进的 BP 神经网络算法,具备强大的非线性建模能力。系统通过实时采集电源设备的工作数据,如电流、电压和温度等,利用神经网络分析这些数据的非线性关系,提高故障检测的准确性和可靠性。这样的设计能够更好地应对轨道交通不间断电源设备中的非线性和复杂性问题,提高系统的稳定性和可靠性。

在直流电转换为交流电的过程中,逆变器负责调节电压,确保输出电压的稳定。任意时刻轨道交通不间断电源设备输出的电能值可以表示为:

$$E = E_{\text{rectify}} + E_{\text{storage}} \quad (1)$$

其中: E_{rectify} 和 E_{storage} 分别表示的是通过整流器转换得到的直流电能和电池组所储存的电能,上述变量的计算公式如下:

$$\begin{cases} E_{\text{rectify}} = \kappa_{\text{rectify}} \times U \times I \\ E_{\text{storage}} = \frac{U \times C}{T} \end{cases} \quad (2)$$

式中, κ_{rectify} 为整流系数, U 、 I 和 C 对应的是轨道交通不间断电源的电压值、电流值和容量值, T 为电池的工作温度^[14]。按照过程完成轨道交通不间断电源设备工作过程的模拟工作。

3.2 设置轨道交通不间断电源设备故障检测标准

轨道交通不间断电源设备的故障类型包括:电压偏离故障、电流异常波动故障、局部放电故障、输出电量失真/跳变故障等,其中电压偏离故障可以进一步分为电压偏离正常值故障和电压稳定性偏离故障两种类型,以电压稳定性偏离故障为例,在该故障状态下电源设备的工作特征为:

$$\beta_{\delta}(U_{\delta}) = \exp(\delta < 0.8) \quad (3)$$

公式(3)中, δ 为轨道交通不间断电源设备输出电压的稳定度^[15]。按照上述方式可以得出其他故障类型的标准特征,并以特征向量的形式进行标记,作为电源设备故障检测的比标准。

3.3 采集轨道交通不间断电源设备工作数据

利用硬件系统中的传感器设备,从电压、电流、温度、电量等方面采集轨道交通不间断电源设备的工作数据,电源设备工作数据的采样频率以奈奎特定理作为理论支持,要求满足如下条件:

$$f_{\text{gather}} \geq 2f_{\text{max}} \quad (4)$$

式中, f_{max} 表示的是初始物理信号的最高频率。如果采样频率未能满足公式(4)所规定的条件,将会导致混叠现象的产生。在确定采样频率时,还需考虑其他因素的限制^[16]。在实际的轨道交通不间断电源设备工作数据采集过程中,采用实时采样方式,采集得出的轨道交通不间断电源设备工作电压数据的采集结果为:

$$U(t) = \frac{U_{\text{sensor}}}{U_{\text{refer}}} \quad (5)$$

其中: U_{sensor} 和 U_{refer} 分别表示的是电压传感器实际输出的测定结果和电源的参考电压^[17]。轨道交通不间断电源设备实时工作电流数据的采集结果为:

$$I(t) = \frac{U(t)}{R_{\text{power supply}}} \quad (6)$$

式中, $R_{\text{power supply}}$ 为轨道交通不间断电源设备中的总电阻。另外,温度和电量数据的采集结果如下:

$$\begin{cases} T = \frac{10E}{U_{\text{out}}} \\ W = P_z + P_f \end{cases} \quad (7)$$

其中: U_{out} 为温度传感器的输出电压值, P_z 和 P_f 对应的是轨道交通不间断电源设备的正向和反向功率^[18]。为满足改进 BP 神经网络的运行要求,采用最大最小法对数据进行归一化,其处理过程可以量化表示为:

$$x_g = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}, x = U, I, T, W \quad (8)$$

式中, $x_{\max}$ 和 $x_{\min}$ 对应的是轨道交通不间断电源设备工作数据的最大值和最小值, x 为初始采集的电源设备的工作数据, 最终将归一化处理结果赋值给电源设备工作数据的初始值, 完成电源设备工作数据的采集与处理工作。

3.4 利用改进 BP 神经网络提取电源设备工作特征

轨道交通不间断电源设备的工作数据包括电流、电压、温度等多个参数, 且这些参数随着时间和负载的变化而呈现复杂的非线性关系。因此, 准确提取和理解这些数据的特征成为一个难点。以采集并处理完成的轨道交通不间断电源设备工作数据为处理对象, 利用改进 BP 神经网络提取设备工作特征。改进 BP 神经网络算法是一种具备强大非线性建模能力的机器学习算法, 能够更好地处理复杂的数据特征和非线性关系。它能够自适应地学习和调整参数, 以更准确地建立数据与故障状态之间的映射关系^[19]。通过更深的网络结构和分类器设计, 在多个输出节点上进行多类别故障判别, 提高对不同故障类型的辨识能力。因此, 选择合适的隐含层节点数是 BP 神经网络设计中的关键问题。改进 BP 神经网络隐含层节点个数的设置值为:

$$n_{\text{implication}} = \sqrt{n_{\text{in}} + n_{\text{out}}} + \alpha \quad (9)$$

公式 (9) 中变量 n_{in} 和 n_{out} 分别表示的是输入层和输出层的节点个数, α 为 $[1, 10]$ 区间内的常数值。将采集工作数据输入到改进 BP 神经网络中, 经过隐含层的逐层计算, 传递到输出层。如果输出结果未能达到预期要求, 则会进行误差计算。然后, 误差信号会反向传播, 通过修改各层神经元的权值来逐渐减小误差, 直至满足要求^[20]。改进 BP 神经网络中任意节点的输出结果为:

$$r(i) = x_g h_{\text{activation}}(x \cdot \bar{\omega}_i + n_{\text{implication}} b_i) \quad (10)$$

其中: $\bar{\omega}_i$ 和 b_i 分别表示改进 BP 神经网络中第 i 个节点的连接权重和偏置值, $h_{\text{activation}}()$ 为激励函数, 对应的函数表达式为:

$$h_{\text{activation}}(x) = \frac{2}{1 + e^{-2x}} - 1 \quad (11)$$

将公式 (11) 的计算结果代入到公式 (10) 中, 通过改进 BP 神经网络中所有节点的逐一代入, 得出正向传播的输出结果。在改进 BP 神经网络的反向传播过程中, 采用有导师的学习规则, 对于给定的训练模式集, 神经网络会不断重复执行前向传播和误差反向传播过程, 同时不断调整神经元之间的连接权值, 直至满足预设的误差要求。网络的均方误差为:

$$\min_e(e^Z) = \min_e[(z - r_{\text{out}})^Z(z - r_{\text{out}})] \quad (12)$$

式中, e 为误差向量, z 和 r_{out} 对应的是目标输出向量和正向传播中 BP 神经网络的实际输出值。通过链法则, 对改进 BP 神经网络中的权重和偏置值进行调整, 调整结果为:

$$\begin{cases} \Delta \bar{\omega}_{ij}(t+1) = -\mu \cdot \frac{\partial \xi(t)}{\partial \bar{\omega}_{ij}(t)} + \lambda \cdot \Delta \bar{\omega}_{ij}(t) \\ \Delta b_{ij}(t+1) = -\mu \cdot \frac{\partial \xi(t)}{\partial b_{ij}(t)} + \lambda \cdot \Delta b_{ij}(t) \end{cases} \quad (13)$$

其中: μ 和 λ 对应的是改进 BP 神经网络的学习率和动量因子, 将公式 (13) 的求解结果代入到正向传播工作中, 即可得出最终的改进 BP 神经网络最终的输出结果, 记为 r_o 。

在上述改进 BP 神经网络的支持下, 将轨道交通不间断电源设备工作数据赋值给公式 (10) 中的 x 变量, 分别得出惩罚角、偏度、峰值等特征的提取结果, 其中惩罚角特征的提取结果为:

$$\beta_p = r_o \arctan \left| \frac{k_j - k_1}{1 + k_j k_1} \right| \quad (14)$$

式中, k_j 和 k_1 分别对应的是不间断电池设备容量衰减至临界值时的斜率以及容量未衰减时恒流充电时的斜率。另外偏度和峰值特征分量的提取结果如下:

$$\begin{cases} \beta_p = r_o \cdot \frac{n_c(x_i - \bar{x})^3}{(n_c - 1)(n_c - 2)\phi^3} \\ \beta_F = \frac{n_c(n_c + 1)(x_i - \bar{x})^4 - 3(x_i - \bar{x})^2(n_c - 1)}{r_o \cdot (n_c - 1)(n_c - 2)(n_c - 3)\phi^4} \end{cases} \quad (15)$$

公式 (15) 中, n_c 为轨道交通不间断电源设备工作数据的采集量, $\bar{x}$ 和 ϕ 分别为采集工作数据的平均值和标准差。将改进 BP 神经网络的输出结果代入到公式 (14) 和公式 (15) 中, 即可得出轨道交通不间断电源设备工作特征的提取结果。

3.5 实现轨道交通不间断电源设备故障检测功能

采用特征匹配的方式判断当前轨道交通不间断电源设备是否存在故障状态, 特征匹配过程可以量化表示为:

$$s(i) = \frac{\beta \cdot \beta_b(i)}{\|\beta\| \cdot \|\beta_b(i)\|} \quad (16)$$

其中: $\beta_b(i)$ 为 i 类故障的特征标准。若公式 (16) 的计算结果高于阈值 s_0 , 则说明当前轨道交通不间断电源设备存在故障, 否则任务当前设备不处于故障状态^[21]。选择 $s(i)$ 最大值对应的故障类型, 作为轨道交通不间断电源设备故障类型的检测结果。另外, 电源设备故障量的检测结果为:

$$W_{\text{fault}} = W(t) - W_{\text{critical}} \quad (17)$$

式中, W_{critical} 为正常电量的临界值。最终将轨道交通不间断电源设备的实时工作数据、故障状态、故障类型、故障量的检测结果, 通过硬件系统中的输出设备进行可

视化输出，完成轨道交通不间断电源设备故障检测系统的软件功能。

4 系统测试

系统测试的目的是验证优化设计基于改进 BP 神经网络的轨道交通不间断电源设备故障检测系统的故障检测功能，在系统测试过程中，将硬件系统、数据库以及软件程序看成一个整体，通过系统多模块的协同运行，得出系统输出的故障检测结果，并与电源设备的实际运行情况进行对比，得出系统检测功能的测试结果。

4.1 选择轨道交通不间断电源设备样本

此次实验选择某铁路轨道交通的 4NIC-LJ96 型号的不间断电源设备作为检测对象，该电源专用于铁路高速列车的日常供电，如图 5 所示。



图 5 轨道交通不间断电源设备

4NIC-LJ96 型号不间断电源设备采用了先进的功率技术和智能控制策略，能够提供稳定的电力输出，有效滤除电网中的干扰和波动，保护用电设备免受电压波动和瞬态干扰的影响。4NIC-LJ96 不间断电源设备的额定容量可达到 96 KVA，采用了四路独立输入和输出设计，支持多种电池配置，可根据实际需求进行扩展或缩减。系统测试过程中，需要将 4NIC-LJ96 不间断电源设备接入到市电和负载环境中，在使用 4NIC-LJ96 UPS 时，应确保将其放置在通风良好、无尘、无腐蚀的环境中，并避免在 UPS 上放置重物或在其附近放置可能产生谐波干扰的设备。为保证系统测试结果的可信度，共准备 200 个相同型号的电源设备作为检测对象。

4.2 设定轨道交通不间断电源设备故障状态

采用人为设置与控制的方式，确定各电源设备样本的故障状态，具体的设定结果如表 2 所示。

按照上述方式对准备的所有轨道交通不间断电源设备的故障类型与故障量进行设定，以此作为判定系统故障检测结果的比对标准。

4.3 生成轨道交通不间断电源设备工作数据

将不间断电源设备安装到轨道交通环境中，并与市电网络相连，得出电源设备电压、电流等工作数据的生

表 2 轨道交通不间断电源设备故障状态设定信息表

不间断电源设备样本编号	故障类型	故障量/kWh
D01	电压偏离故障	69
D02	电流异常波动故障	112
D03	局部放电故障	93
D04	输出电量失真故障	76
D05	输出电量失真跳变故障	108
D06	电压偏离故障	82
D07	过温故障	88
D08	电流异常波动故障	114

成结果。图 6 表示的是 D01 号电源设备部分工作数据的生成结果。

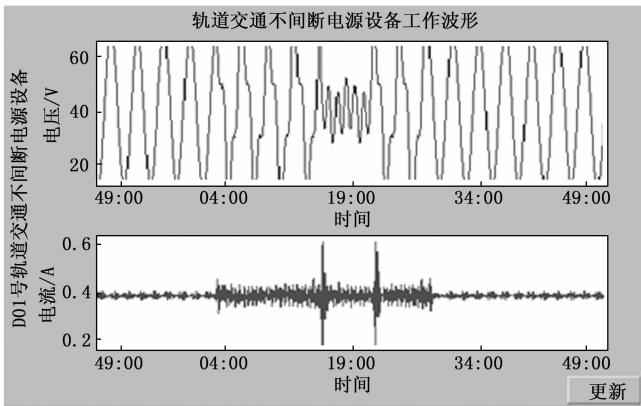


图 6 轨道交通不间断电源设备工作趋势曲线

重复上述操作，得出故障状态下轨道交通不间断电源设备所有工作数据的生成结果。

4.4 设定改进 BP 神经网络运行参数

为保证改进 BP 神经网络在轨道交通不间断电源设备故障检测系统中的运行效果，需要对相关的运行参数进行设定。设定的运行参数包括迭代次数、学习率、连接权重、网络节点数量等，迭代次数决定了神经网络训练过程中权重的更新次数，该参数的设定值为 300。学习率决定了改进 BP 神经网络权重的更新幅度，较大的学习率可能导致训练不稳定，而较小的学习率可能导致训练速度缓慢，因此设置网络学习率为 0.1。另外，连接权重、网络节点数量的设置值为 0.01 和 80。

在算法实现过程中，首先构建改进 BP 神经网络模型，并初始化网络权重和偏置。随后，通过前向传播计算网络输出，并与期望输出进行比较，计算误差。利用反向传播算法将误差逐层反向传播，并计算各层神经元的误差梯度。最后，根据误差梯度更新网络权重，以减小输出误差。

在参数优化方面，采用梯度下降法调整学习率，以控制权重更新的幅度，避免训练过程中的不稳定和过拟合现象。同时，通过交叉验证和网格搜索等方法，寻找

最优的迭代次数、连接权重和网络节点数量等参数。此外，还引入正则化项来约束权重的大小，提高模型的泛化能力。

4.5 描述系统测试实验过程

在实验开始之前，首先对硬件系统、数据库和软件程序进行开发，在硬件系统开发环境中，将相关的硬件设备安装到准备的轨道交通不间断电源设备及其运行环境中，通过元件的单一和协同调试，保证硬件设备能够在实验环境中正常运行。选择 Access2019 作为系统数据库的开发工具，而系统的软件功能采用 Windows 系统，并确保在 XP 及更高版本的操作系统上能够正常使用。

在开发过程中，采用 Matlab 7.0 作为编程工具，利用其神经网络工具箱进行 BP 神经网络的模型建立和训练。此外，还利用 Matlab GUI 完成了软件界面的开发。Matlab 作为一种强大的科学计算工具，具备各种工具箱，覆盖了各个工程领域，包括图像处理、自动控制和神经网络等。因此，系统所使用的改进 BP 神经网络通过 Matlab 的神经网络工具箱顺利完成了建立和训练的任务。利用选择的开发工具，完成轨道交通不间断电源设备故障检测系统软件程序的开发，该系统中改进 BP 神经网络的运行结果如图 7 所示。

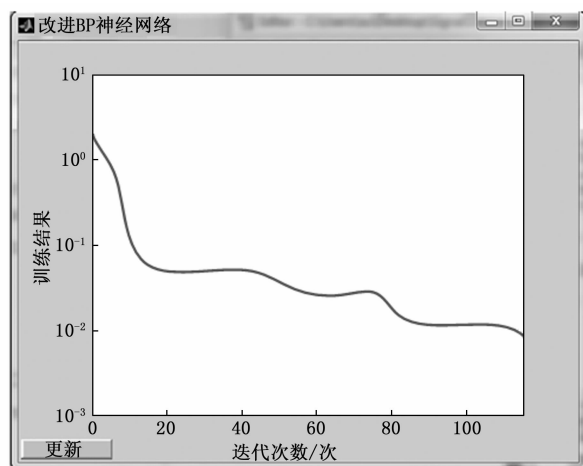


图 7 改进 BP 神经网络运行界面

在图 7 表示结果的支持下，将选择轨道交通不间断电源设备样本及其工作数据输入到软件运行程序中，得出电源设备样本的故障检测结果。图 8 表示的是 D01 号电源设备的故障检测输出结果。

同理可以得出实验中所有电源设备样本的故障检测结果。为体现出优化设计系统在检测功能方面的优势，设置传统的基于 MW-KECA 与变量贡献 SVDD 的故障检测系统和基于广域电流暂态分量的电源故障检测系统作为实验的对比系统，在相同的实验环境下完成对比系统的开发，并得出相同电源设备的故障检测结果。

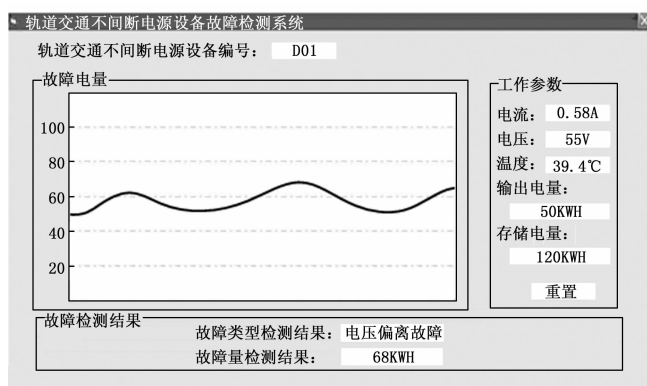


图 8 轨道交通不间断电源设备故障检测系统运行界面

4.6 设置系统测试指标

为实现对轨道交通不间断电源设备故障检测系统检测功能的量化测试，设置故障类型错误检测率和故障量检测误差作为量化测试指标，其中故障类型错误检测率的测试结果如下：

$$\eta = \frac{N_{\text{err}}}{N_{\text{all}}} \times 100\% \quad (18)$$

其中： N_{err} 和 N_{all} 分别表示的是故障类型检测错误的电源设备数量以及实验中准备的电源设备总量。另外，故障量检测误差指标的测试结果如下：

$$\varepsilon_w = |W_{\text{fault}} - W_{\text{set}}| \quad (19)$$

公式 (19) 中， W_{set} 为电源设备故障量的设置值。最终计算得出故障类型错误检测率和故障量检测误差取值越小，证明对应系统的故障检测功能越优。

4.7 系统测试结果与分析

将系统输出的故障类型检测结果与设置的故障类型进行对比，统计故障类型检测数据。分别选择文献 [1] 基于 MW-KECA 与变量贡献 SVDD 的故障检测系统（以下简称“文献 [1] 方法”）和文献 [2] 基于广域电流暂态分量的电源故障检测系统（以下简称“文献 [2] 方法”）作为对比方法进行测试。

对于基于 MW-KECA 与变量贡献 SVDD 的故障检测系统，采用了径向基函数（RBF）作为核函数，核参数设置为 0.1，这个值是根据数据的分布和复杂度进行调整的，旨在平衡模型的复杂度和泛化能力。惩罚系数设定为 1.0，用于控制模型对错误分类的容忍度，以实现更好的分类性能。

对于基于广域电流暂态分量的电源故障检测系统，主要关注电流信号的采样和处理。采样频率设置为 10 kHz，以确保能够准确捕捉电流信号中的暂态分量。滤波器参数方面，采用了一个低通滤波器，其截止频率设置为 500 Hz，以滤除高频噪声，保留对故障检测有用的信号特征。

电源故障检测主要包括以下步骤。

- 1) 数据采集: 利用传感器设备实时采集轨道交通不间断电源的电流、电压、温度等关键参数。
- 2) 特征提取: 通过改进 BP 神经网络算法对采集到的数据进行处理, 提取电源设备的运行特征。
- 3) 故障类型判断: 基于提取的特征与预设的故障类型特征库进行匹配, 判断电源设备的故障类型。
- 4) 结果输出: 将检测到的故障类型及故障量通过硬件系统输出。

本系统在电源故障检测中, 识别了多种故障类型, 包括电压过高、过低或波动异常, 电流过大、过小或谐波超标, 以及设备温度过高导致的热失控等。此外, 还检测到设备短路、开路 and 元件老化等故障。这些故障的全面检测与分类有助于更精确地判断电源设备的运行状态, 为后续故障处理提供支持。通过公式 (18) 的计算得出故障类型错误检测率的测试对比结果, 如图 9 所示。

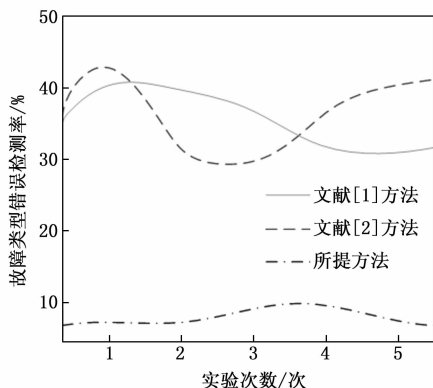


图 9 系统故障类型错误检测率测试对比曲线

从图 9 中可以直观的看出, 与传统检测系统相比, 优化设计系统对电源设备故障类型的错误检测率更低, 降低约 30%。综上所述, 所提方法在故障类型错误检测方面表现出较低的错误率, 这主要得益于改进 BP 神经网络算法的强大非线性建模能力和适应少样本学习的能力。它能够更好地捕捉和分析电源设备复杂的非线性关系, 在故障类型检测方面实现了更高的准确性和可靠性。

另外 3 种方法的系统故障量检测误差的测试结果如表 3 所示。

通过将表 3 中的数据代入到公式 (19) 中, 计算出文献 [1] 方法和文献 [2] 方法的平均故障量检测误差分别为 6.75 kWh 和 3.50 kWh, 而优化设计系统输出的平均故障量检测误差仅为 1.00 kWh。可以明显看出, 在故障量检测方面, 优化设计的系统表现出更低的误差率, 证明了其在实际应用中的优越性。这是因为改进 BP 神经网络算法的非线性建模能力和适应少样本学习能力。系统通过学习大量电源设备的工作数据, 并

表 3 系统故障量检测误差测试数据表

不间断电源设备样本编号	文献[1]方法输出故障量检测结果/kWh	文献[2]方法输出故障量检测结果/kWh	所提方法输出故障量检测结果/kWh
D01	62	64	68
D02	105	108	111
D03	87	90	92
D04	71	73	75
D05	100	104	106
D06	75	80	82
D07	82	85	88
D08	106	110	112

利用神经网络进行非线性特征的提取和分析, 能够更准确地判断电源设备的故障量。相比之下, 传统的方法可能无法很好地处理电源设备工作数据中的复杂非线性关系, 从而导致较大的检测误差。

5 结束语

基于改进 BP 神经网络的轨道交通不间断电源设备故障检测系统, 是一套针对轨道交通不间断电源设备的智能化故障检测解决方案。轨道交通不间断电源设备作为列车运行的关键设备之一, 其稳定性和可靠性对于保障列车安全、高效运行至关重要。实验结果表明, 与传统方法相比, 该系统在故障类型检测方面降低了约 30% 的错误率, 并且在故障量检测中仅有 1.00 kWh 的平均误差。这一优势得益于改进 BP 神经网络算法的强大非线性建模能力和适应少样本学习能力。因此, 该优化设计的故障检测系统为轨道交通不间断电源设备的稳定性、安全性和可靠性提供了重要支持和指导。未来的研究可以进一步完善和优化系统, 同时也可以探索其他机器学习和深度学习方法的应用, 以推动故障检测系统的发展。

参考文献:

- [1] 徐逸丰, 杨海麟, 孟繁松, 等. 基于 MW-KECA 与变量贡献 SVDD 的间歇过程故障检测系统 [J]. 控制工程, 2022, 29 (1): 143 - 151.
- [2] 欧阳敏, 杜三恩, 李文俊, 等. 基于广域电流暂态分量的井下供电系统接地故障区段定位方法 [J]. 工矿自动化, 2022, 48 (3): 47 - 54.
- [3] YAO Y, WANG J, XIE M. Adaptive residual CNN-based fault detection and diagnosis system of small modular reactors [J]. Applied Soft Computing, 2022 (114 -): 114.
- [4] CHANDRASEKHARAN S, SUBRAMANIAM S K, NATARAJAN B. Current indicator based fault detection algorithm for identification of faulty string in solar PV system [J]. IET Renewable Power Generation, 2021, 15.

(下转第 61 页)