

# 基于 IGA-BP 神经网络的智能电能计量 设备状态自动检测系统

卢旋

(广西壮族自治区计量检测研究院, 南宁 530299)

**摘要:** 针对不断扩大的电网规模和愈加复杂的外部环境对智能电能计量设备安全稳定运行带来的挑战, 研究了基于 IGA-BP 神经网络的智能电能计量设备状态自动检测系统的设计; 系统硬件包括数据采集模块、信号处理模块、数据传输模块和数据分析模块; 在软件方面, 系统采集智能电能计量设备的检测数据, 选取基础电能计量误差、电压波动幅度、电流波动幅度、功率因数作为智能电能计量设备状态量; 引入 IGA-BP 神经网络对状态量进行迭代运算, 实现了智能电能计量设备状态的自动检测; 实验结果表明, 该系统对智能电能计量设备状态检测的最短时间为 2 s, 检测结果与实际结果一致, 验证了系统具有较高的设备状态检测效率和精度。

**关键词:** 检测系统; 智能电能计量设备; 传感器; IGA-BP 神经网络模型; 状态检测

## Intelligent Energy Measurement Equipment Status Automatic Detection System Based on IGA-BP Neural Network

LU Xuan

(Guangxi Zhuang Autonomous Region Institute of Metrology and Testing, Nanning 530299, China)

**Abstract:** To address the growing challenges posed by the expanding power grid scale and increasingly complex external environment, a study was conducted on the design of an intelligent electric energy metering equipment status automatic detection system based on the IGA-BP neural network. The hardware components of the system include a data acquisition module, a signal processing module, a data transmission module, and a data analysis module. In the software aspect, the system collects detection data from intelligent electric energy metering equipment and selects fundamental parameters such as metering error, voltage fluctuation, current fluctuation, and power factor as status indicators. An IGA-BP neural network is then employed to perform iterative calculations on these status indicators, enabling automatic detection of the equipment's status. Experimental results demonstrate that the proposed system achieves a minimum detection time of 2 seconds for intelligent electric energy metering equipment, with the detection results aligning precisely with actual conditions. This verifies the system's high efficiency and accuracy in equipment status detection.

**Keywords:** detection system; intelligent energy metering equipment; sensors; IGA-BP neural network model; status detection

## 0 引言

智能电能计量设备通过与智能电网的通信, 能够实时监测和控制电力用户的用电情况, 及时发现和解决用电问题, 提高了电力系统的运行效率和稳定性。为了保证智能电能计量设备的准确性和可靠性, 对其进行定期的检测和维持是非常必要的。然而, 传统的检测方法往往需要人工操作, 不仅效率低下, 而且容易出错。因此, 需要研究一种自动检测技术, 实现对智能电能计量设备的实时监测和预警, 及时发现并解决潜在问题, 从而提高电力系统的稳定性和可靠性。

文献 [1] 以综合核查成本最小化、检定效率最大化为目标, 搭建了电能计量器具自动检定模型, 基于 INS-GA-II 算法对构建模型进行求解, 并设计多点交叉变异策略来提升应用算法的性能, 防止应用算法陷入局部最优, 从而获取最佳的电能计量器具自动检定方案<sup>[1]</sup>。其中, 多点交叉变异策略虽然能够提升应用算法的性能, 但仍然存在陷入局部最优的风险。文献 [2] 针对无监督检测误报率高的问题, 构建了半监督方式/直推式支持向量机 (TS-VM) 检测模型, 通过已知样本的不断迭代学习, 优化 TSVM 检测模型的自身参数, 从而实现智能电能表的自动检定<sup>[2]</sup>。但该方法需要大量的已知样本, 对于某些缺乏历

收稿日期: 2024-03-20; 修回日期: 2024-04-30。

基金项目: 广西科技基地和人才专项基金项目(桂科 AD21238034)。

作者简介: 卢旋(1975-), 男, 大学本科, 高级工程师。

引用格式: 卢旋. 基于 IGA-BP 神经网络的智能电能计量设备状态自动检测系统[J]. 计算机测量与控制, 2024, 32(8): 138-144.

史数据的场景可能不太适用。文献 [3] 深入探究了电能计量装置典型故障诊断模型, 以此为基础, 设计了新的在线故障诊断系统, 其具有多种功能, 例如电能表示值不平衡检测、故障诊断、电能计量装置谐波检测等, 从而完善电能计量装置的有效检测, 保障其稳定运行<sup>[3]</sup>。但该系统可能过于依赖历史数据和先验知识, 对于一些突发性故障或新型故障可能无法及时有效地进行诊断。文献 [4] 研究了多智能体系统的自适应性能保证跟踪控制问题, 通过添加功率积分器技术, 保证 MAS 与功率积分器的一致性, 解决测量灵敏度问题。但该方法缺乏考虑动态测量误差, 测量结果不够可靠。

因此, 提出基于改进遗传算法—反向传播 (IGA-BP, improved genetic algorithm-back propagation) 神经网络的智能电能计量设备状态自动检测系统设计研究。

## 1 硬件设计

### 1.1 数据采集模块

智能电能计量设备状态数据的采集主要通过多种传感器来实现。这些传感器可以监测设备的各种参数, 如电压、电流、功率、温度等, 并将这些参数转换为可处理的数据。采集到的数据经过处理后, 可以用于分析设备的运行状态、故障预测和性能优化等方面。智能电能计量设备状态检测需要具有实时性强、准确性高、自动化程度高、可靠性好的特点<sup>[5]</sup>, 为了实现以上特点, 智能电能计量设备需要采用多种传感器, 包括电流传感器、电压传感器和功率因数传感器。这些传感器可以监测设备的电流、电压、功率因数等参数, 并将这些参数转换为可处理的数据。通过这些数据, 了解设备的运行状态和能耗情况, 从而为设备的维护和管理提供有力支持。

选取型号为 WBI221QN05-20 的开启式霍尔传感器作为电流传感器, 其能够在电隔离条件下, 对交流、直流以及多种不规则波形电流进行检测<sup>[6]</sup>。根据智能电能计量设备检测需求, 对电流传感器 WBI221QN05-20 技术参数进行科学地配置, 具体如表 1 所示。

表 1 电流传感器 WBI221QN05-20 技术参数配置表

技术参数	数值配置
输入信号/A	0~600
输出标称值/mA	0~20
输出负载电阻/ $\Omega$	0.02
输出过载保护/%	$\leq 135$
输出纹波分量/%	$\leq 1$
功耗/W	$\leq 1$
工作电源/V	12/24
精度等级	0.5
漂移系数/ppm	$\leq 200$
工作温度/ $^{\circ}\text{C}$	-25~+70
工作湿度/%RH	$\leq 90$
响应时间/ms	$\leq 100$

按照表 1 所示的技术参数数值范围对电流传感器 WBI221QN05-20 进行配置与调试, 以此来保障电流传感器功能的正常发挥, 为智能电能计量设备状态检测目标的实现提供支撑<sup>[7]</sup>。

选取丰控生产的 FK-SJU 电压变送器作为设计系统的电压传感器, 其技术参数配置情况如表 2 所示。

表 2 电压传感器 FK-SJU 技术参数配置表

技术参数	数值配置
标称电压/kV	110
准确级/级	0.2
设备最高电压/kV	126
额定一次电压/kV	110
额定二次电压/V	6.5
额定工频耐受电压/kV	200
额定负载/M $\Omega$	60
额定雷电冲击耐受电压/kV	550
工作温度/ $^{\circ}\text{C}$	-30~+80
工作湿度/%RH	$\leq 80$
响应时间/ms	$\leq 150$

按照表 2 所示的技术参数数值范围对电压传感器 FK-SJU 进行配置与调试, 使其在最佳状态稳定运行, 为智能电能计量设备状态检测提供准确的电压数据依据。

选取型号为 CE-C02/C03 的功率因数电量隔离传感器作为设计系统的功率因数传感器, 其技术参数是否合理决定着功率因数监测的准确性<sup>[8]</sup>。因此, 结合功率因数传感器 CE-C02/C03 自身特性与设计系统需求, 对传感器技术参数进行科学地配置, 具体如表 3 所示。

表 3 功率因数传感器 CE-C02/C03 技术参数配置表

技术参数	数值配置
功率因数	0.05L~1~0.05C
输入电压/V	0~500
输出电压/V	0~5
精度等级/级	0.5
纹波/mV	$< 10$
漂移系数/ppm	200
负载能力/k $\Omega$	$\geq 1$
输入过载能力	2 倍额定电压
隔离耐压/V	2 500
工作温度/ $^{\circ}\text{C}$	-10~+50
响应时间/ms	$\leq 250$
辅助电源/V	+12~+28

依据表 3 所示的技术参数数值范围对功率因数传感器 CE-C02/C03 进行配置及其测试, 直至其满足应用需求为止, 将其安装在适当位置, 监测智能电能计量设备的功率因数。

上述过程完成了智能电能计量设备状态自动检测中关键传感器的选取与配置，为设计系统探究目标的实现奠定坚实的基础。

选取 PCIE-1751 数据采集卡作为设计系统的检测数据采集设备，其内部具有丰富的资源，具体如表 4 所示。

表 4 数据采集卡 PCIE-1751 资源表

资源分类	资源名称	资源数量/功能说明
I/O 资源	通用数字 I/O	48
	TTL 数字量 I/O	48
	模拟 I/O	24
定时资源	定时器	3 通道
	计数器	6 通道
功能资源	DO	支持干湿接点 输出状态回读
	DI	状态改变中断能力
		可编程数字滤波

数据采集卡 PCIE-1751 整体结构如图 1 所示。

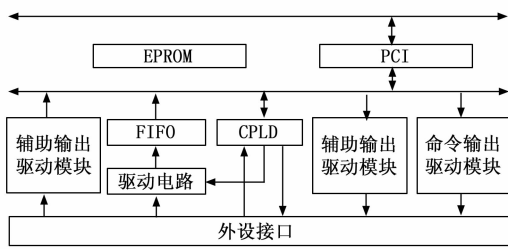


图 1 数据采集卡 PCIE-1751 整体结构图

通过表 4 与图 1 可知，选取的数据采集卡 PCIE-1751 结构简单、资源丰富，并具备高效率、高稳定性、低功耗等优势，非常适合采集智能电量计量设备状态检测数据。

### 1.2 信号处理模块

在智能电能计量设备状态检测过程中，信号的准确性和稳定性至关重要。然而，由于实际检测环境中存在各种干扰和噪声，使得采集到的检测信号往往带有一定的误差。因此，为了提高智能电能计量设备状态自动检测信号的准确性和稳定性，设计信号处理模块<sup>[9]</sup>，将信号输入到信号集成电路中，对设备检测信号进行放大和滤波处理。这个电路设计包含 3 个主要部分：信号放大电路、信号滤波电路以及相位补偿电路。

信号放大电路主要使用运算放大器来构建同相放大电路。通过调整电阻值，可以控制放大倍数，从而实现对检测信号的精确放大。此外，为了抑制噪声，该电路采用了低噪声运算放大器。低噪声运算放大器在放大微弱信号的同时，能有效降低由放大器自身产生的噪声，提高信号的信噪比。同时，去耦电容被用于消除电路中的电源噪声和其他干扰。

信号滤波电路设计中，主要采用二阶有源低通滤波器。低通滤波器允许低频信号通过，阻止高频信号通过。通过

调整电阻和电容的值，设置滤波器的截止频率，即允许通过的最低频率<sup>[10]</sup>。为了进一步提高滤波效果，该设计采用了多阶滤波结构，即多个滤波器级联或串联，以实现更精确的频率选择和更平滑的滤波效果。

相位补偿电路主要用于防止放大电路中的自激振荡，通过引入适当的负反馈，抵消正反馈的影响，从而消除自激振荡。

为了简化整体电路结构，将检测信号放大电路与滤波电路进行了有效融合，实现了集成设计。不仅实现了检测信号的放大与滤波功能，而且简化了电路结构。具体集成电路设计如图 2 所示。

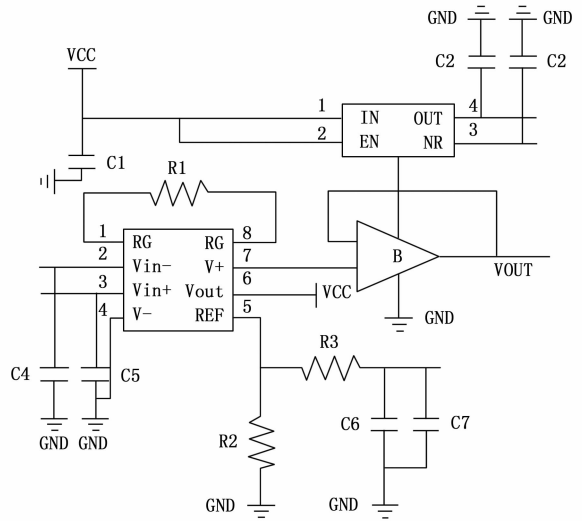


图 2 集成电路设计图

### 1.3 数据传输模块

为使智能电能计量设备状态检测的数据传输模块具备高效、稳定和可靠的特点，能够适应各种复杂的网络环境 and 应用需求。通过 PCIE 总线优化数据传输路径和处理流程，结合 TCP/IP 协议加强了传输的顺畅性和保密性，实现了数据的高效传输和准确处理。

在智能电能计量设备状态检测的数据传输模块设计中，应用了 PCIE 总线体系结构。数据报文在设备核心层生成，然后按照从左至右的顺序，依次通过事务层、链路层和物理层进行处理<sup>[11]</sup>。经过这一系列的传输和处理，数据被准确无误地传输到接收端。在接收端，数据按照从右至左的顺序，经过各层处理后，最终传输到核心层。对于数据报文的传递，PCIE 总线的核心对象是数据报文。在系统对 PCIE 设备进行数据报文查询时，事务层首先对其进行封装处理<sup>[12]</sup>。完成封装后，获得至少一个 TLP（传输层协议数据单元）。随后，通过其他层的协作，完成整个数据传输过程。PCIE 总线体系结构如图 3 所示。

TCP/IP 协议具有确认机制、重传机制和流量控制等机制，开放、灵活、可靠、高效且安全，保障了不同设备间通信的顺畅与数据的安全<sup>[13]</sup>。因此，确定 TCP/IP 协议为

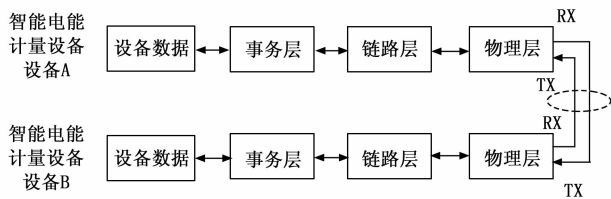


图 3 PCIE 总线体系结构

智能电能计量设备状态检测数据传输的通信协议。TCP/IP 通信协议结构如图 4 所示。

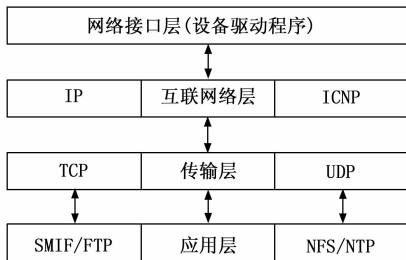


图 4 TCP/IP 通信协议结构示意图

### 1.4 数据分析模块

智能电能计量设备通常需要实时监测和记录电能数据，因此状态检测系统需要具备实时数据采集和处理的能力。MSP430F149 单片机以其高效的处理能力、丰富的内置资源和低功耗特性，成为智能电能计量设备状态检测的理想选择。其能够实现数据的实时采集、处理、存储和远程通信<sup>[14]</sup>，从而方便用户对设备的状态进行实时监控和管理。

MSP430F149 单片机采用 16 位 RISC 架构，拥有高效的处理能力。工作电压范围 1.8~3.6 V，FLASH 内存高达 64 kB，可快速存储智能电能计量设备状态数据。兼容 MCS51 指令系统，这使得它能够轻松地与使用该指令系统的现有应用程序和工具进行集成。其内部的 Flash ROM 允许用户在设备运行时反复擦写存储器，从而实现灵活的程序更新和重构。提供 32 个双向 I/O 端口，为用户提供了丰富的输入输出选项。其内部 RAM 分为 3 个独立的存储空间，每个规格为 256×8 bit，为数据处理和临时存储提供了足够的空间。该单片机具有 6 位可编程计数器，支持两种串行中断和一个外部中断源。同时，它还有两条读写中断接口线，允许用户对特定事件进行中断处理。时钟频率可达到 0~24 MHz，为用户提供了灵活的时钟选择，以满足智能电能计量设备状态检测的时段需求。提供三级加密位，增强了数据的安全性，保障了用户用电数据的隐私。具备低功耗空闲模式和掉电模式，有助于延长设备的电池寿命。配备了可编程的 UART 串口，方便与其他设备进行数据交换和通信。

检测控制器 MSP430F149 关键引脚分配情况如表 5 所示。

## 2 软件设计

### 2.1 智能电能计量设备状态量选取

应用数据采集模块的硬件设备实现智能电能计量设备状态数据的采集，获得包括电能使用量、功率因数、电压波动等的状态数据集，记为  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_n\}$ ， $n$  为设备的总数量。但考虑反映智能电能计量设备运行状态

表 5 检测控制器 MSP430F149 关键引脚分配表

引脚名称	引脚编号	说明
XIN	8	振荡器输入端
P5.1	45	普通数字 I/O
P5.2	46	普通数字 I/O
P5.3	47	普通数字 I/O
P5.4	48	普通数字 I/O
P6.0	59	普通数字 I/O
DVSS	63	数字电源负端
DVCC	1	数字电源正端
AVSS	62	模拟电源负端
AVCC	64	模拟电源正端
RST/NMI	58	复位引脚

的参量较多，若是对其进行全部检测，会花费较多的时间与精力，还会产生过多的运算量。因此，设计系统选取基础电能计量误差、电压波动幅度、电流波动幅度与功率因数作为智能电能计量设备状态量，并对其计算方法进行构造与确定。

其中，基础电能计量误差计算公式为：

$$A_1 = \frac{|\delta_t - \hat{\delta}_t|}{\delta_t} \times 100\% \quad (1)$$

式中， $A_1$  为基础电能计量误差， $\delta_t$  为当前时刻智能电能计量设备输出结果， $\hat{\delta}_t$  为当前时刻实际电能数值。

电压波动幅度计算公式为：

$$A_2 = \frac{|V_t - V^o|}{V^o} \times 100\% \quad (2)$$

式中， $A_2$  为电压波动幅度， $V_t$  为当前时刻智能电能计量设备的运行电压， $V^o$  为智能电能计量设备的额定电压。

电流波动幅度计算公式为：

$$A_3 = \frac{|I_t - I^o|}{I^o} \times 100\% \quad (3)$$

式中， $A_3$  为电流波动幅度， $I_t$  为当前时刻智能电能计量设备的运行电流， $I^o$  为智能电能计量设备的额定电流。

功率因数直接由功率因数传感器 CE-C02/C03 测量，记为  $A_4$ ，无须进行再次运算。功率因数数值越高，表明智能电能计量设备越能被充分利用<sup>[15]</sup>。

上述过程完成了智能电能计量设备状态量的选取，并阐述了其计算方法，为后续设备状态自动检测模型构建提供助力。

### 2.2 智能电能计量设备状态自动检测

以上述选取的智能电能计量设备状态量为依据，将其

作为输入量输入到 IGA-BP 神经网络构建的智能电能计量设备状态自动检测模型中，通过迭代计算，输出检测结果。

IGA-BP 神经网络可以将设备状态检测问题转化为一种输入—输出映射关系，不但可以提升设备检测的效率，也可以提高设备状态检测的准确度<sup>[16]</sup>。基于 IGA-BP 神经网络的智能电能计量设备状态自动检测模型如图 5 所示。

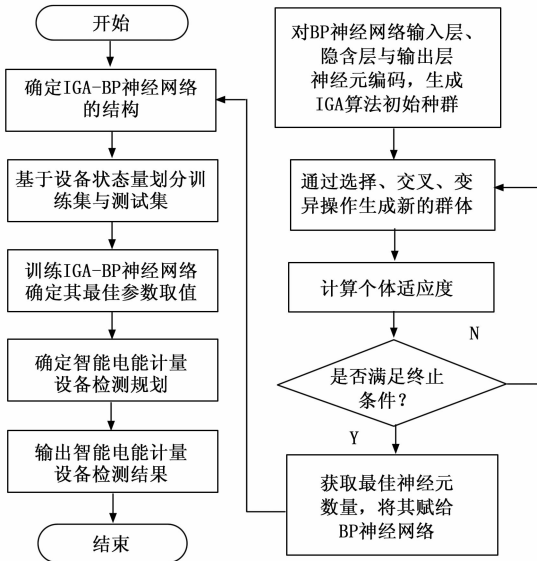


图 5 智能电能计量设备状态自动检测模型实现流程图

如图 5 所示，设置 BP 神经网络中输入层、隐含层与输出层神经元数量为  $M_1$ 、 $M_2$  与  $M_3$ ，而 IGA 算法中每个个体对应一组神经元数量，其适应度函数表达式为：

$$f_i = \frac{\psi_i(M_1, M_2, M_3)}{k \times \alpha^*} \quad (4)$$

式中， $f_i$  为第  $i$  个个体对应的适应度值， $\psi_i(M_1, M_2, M_3)$  为第  $i$  个个体， $k$  为随机常数，取值范围为  $1 \sim 10$ ； $\alpha^*$  为适应度值计算辅助因子。

通过不断选择、交叉、变异操作更新种群内个体，并对其适应度值进行计算，直至迭代运算次数达到最大迭代次数为止，输出最大适应度值个体对应神经元数量 ( $M_1, M_2, M_3$ )，即为最佳输入层、隐含层与输出层神经元数量，将其赋给 BP 神经网络，确定 BP 神经网络的结构<sup>[17]</sup>。

上述过程完成了设备自动检测模型的构建及其说明，为最终研究目标的实现提供助力。以上述构建模型为基础，通过训练集对构建模型进行反复训练，确定模型参数最佳取值及其智能电能计量设备检测规则，将测试集数据输入至训练好的模型中，即可获得精准的智能电能计量设备检测结果。

进一步确定 IGA-BP 神经网络内部权重与阈值。将智能电能计量设备自动检测数据——状态量作为构建模型的输入向量  $\{A_1, A_2, A_3, A_4\}$ ，在隐含层引入混合函数计算智能电能计量设备检测指数，表达式为：

$$\zeta = \frac{\kappa_1 A_1 + \kappa_2 A_2 + \kappa_3 A_3 + \kappa_4 A_4}{4 \times \tau_0} \quad (5)$$

式中， $\zeta$  为智能电能计量设备检测指数，其取值范围为  $0 \sim 1$ ， $\kappa_1$ 、 $\kappa_2$ 、 $\kappa_3$  与  $\kappa_4$  为设备状态量——基础电能计量误差、电压波动幅度、电流波动幅度与功率因数对应的权重系数<sup>[18,19]</sup>，其满足条件： $\kappa_1 + \kappa_2 + \kappa_3 + \kappa_4 = 1$ ； $\tau_0$  为输入层与隐含层之间的转换因子。

以公式 (5) 计算结果为依据，制定智能电能计量设备检测规则，具体如下式所示：

$$\begin{cases} 0 \leq \zeta < \mu_1 & \text{设备正常} \\ \mu_1 \leq \zeta < \mu_2 & \text{设备轻微故障} \\ \mu_2 \leq \zeta < \mu_3 & \text{设备中度故障} \\ \mu_3 \leq \zeta \leq 1 & \text{设备重度故障} \end{cases} \quad (6)$$

式中， $\mu_1$ 、 $\mu_2$  与  $\mu_3$  为智能电能计量设备检测阈值<sup>[20-22]</sup>，其满足条件： $\mu_1 < \mu_2 < \mu_3$ 。

将训练集输入构建模型中，不断迭代修正权重 ( $\kappa_1$ 、 $\kappa_2$ 、 $\kappa_3$ 、 $\kappa_4$ ) 与阈值 ( $\mu_1$ 、 $\mu_2$  与  $\mu_3$ )，直至模型输出设备检测结果与实际结果一致为止<sup>[23-25]</sup>，确定权重及其阈值的最佳取值，从而完成构建模型的训练与完善。将测试集数据输入至训练好的模型中，就可以获得精准的智能电能计量设备状态自动检测结果。

### 3 性能测试与结果分析

#### 3.1 测试环境搭建

选取电力监测仪与电能表作为测试对象，为了验证智能电能计量设备是否正常，确保其能够准确、可靠地测量和记录电能数据，搭建测试环境，如图 6 所示。

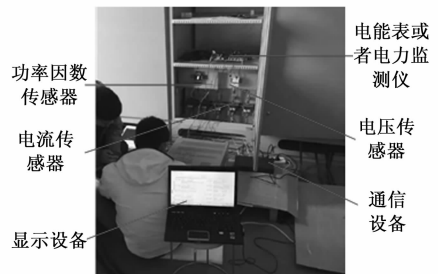


图 6 测试环境搭建结果示意图

如图 6 所示，准备好实验所需的设备和工具。包括智能电能计量设备——电力监测仪与电能表、标准电源、负载设备、测量仪表、通信设备等。设置合适的实验环境，温度设置为  $25\text{ }^\circ\text{C}$ ，湿度设置为  $20\% \text{ RH}$ ，光照设置为  $100 \text{ lx}$ ，确保实验环境参数恒定，以避免对实验结果产生干扰。

计算机配置如下：操作系统 Ubuntu 20.04，CPU 型号 Intel Core i9-10900K，显卡 Nvidia GeForce RTX 3080，内存 128 GB，软件环境 Python 3.8，TensorFlow 2.5，PyTorch 1.8。

#### 3.2 实验结果分析

以文献 [1]、文献 [2] 与文献 [3] 作为对比系统 1、对比系统 2 与对比系统 3，在上述实验搭建的测试环境中，

进行智能电能计量设备检测实验。通过智能电能计量设备检测时间与检测结果来显示设计系统的应用性能。

其中，智能电能计量设备检测时间如图 7 所示。

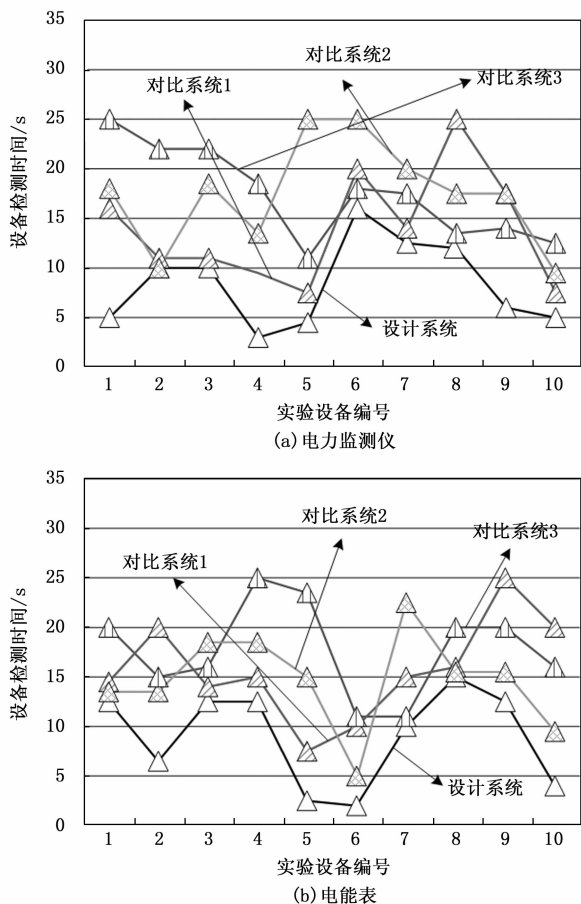


图 7 智能电能计量设备检测时间示意图

如图 7 所示，当测试对象为电力监测仪时，在不同编号设备背景下，应用设计系统获得的智能电能计量设备检测时间均小于对比系统 1、对比系统 2 与对比系统 3，最小值达到了 3 s。当测试对象为电能表时，在不同编号设备背景下，应用设计系统获得的智能电能计量设备检测时间均小于对比系统 1、对比系统 2 与对比系统 3，最小值达到了 2 s。

基于上述测试，以其中各 3 个智能电能计量设备为例，获得智能电能计量设备检测结果，并将不同方法的检测结果对比，如表 6 所示。

如表 6 所示，在不同编号测试设备背景下，应用设计系统获得的智能电能计量设备检测结果与实际结果一致，而对比系统 1、对比系统 2 与对比系统 3 应用后获得的智能电能计量设备检测结果与实际结果存在着一定的偏差，表明设计系统智能电能计量设备检测结果更加精准。

#### 4 结束语

现今，智能电能计量设备已经成为电力系统中的重要

表 6 智能电能计量设备检测结果表

(1) 电力监测仪

设备编号	应用系统	检测结果
1	实际结果	正常
	设计系统	正常
	对比系统 1	轻微故障
	对比系统 2	正常
	对比系统 3	重度故障
2	实际结果	中度故障
	设计系统	中度故障
	对比系统 1	正常
	对比系统 2	重度故障
3	实际结果	轻度故障
	设计系统	轻度故障
	对比系统 1	中度故障
	对比系统 2	正常
	对比系统 3	重度故障

(2) 电能表

设备编号	应用系统	检测结果	
1	实际结果	重度故障	
	设计系统	重度故障	
	对比系统 1	正常	
	对比系统 2	轻微故障	
	对比系统 3	中度故障	
2	实际结果	轻度故障	
	设计系统	轻度故障	
	对比系统 1	重度故障	
	对比系统 2	中度故障	
	对比系统 3	中度故障	
	3	实际结果	正常
		设计系统	正常
对比系统 1		中度故障	
对比系统 2		重度故障	
	对比系统 3	轻度故障	

组成部分。随着电力系统的智能化和电网的升级，智能电能计量设备的需求量也在不断增加。因此，为了保障智能电能计量设备的稳定运行，需要对其进行自动检测，提出基于 IGA-BP 神经网络的智能电能计量设备状态自动检测系统设计研究。实验结果显示：设计系统有效提升了智能电能计量设备检测的效率及其精度，为智能电能计量设备的后续发展与应用提供有效的系统支撑。在智能电能计量设备自动检测过程中，涉及大量的数据采集、传输和处理。因此，如何确保数据的安全性和隐私保护是一个需要关注的问题。未来研究中，将重点关注数据安全与隐私保

护, 确保在智能电能计量设备自动检测过程中的数据安全。

#### 参考文献:

- [1] 李亮波, 解金芳, 耿睿, 等. 基于 INSGA-II 的电能计量器具自动化检定系统期间核查方案研究 [J]. 计量学报, 2023, 44 (8): 1248-1255.
- [2] 庄葛巍, 顾臻, 冯秀庆, 等. 基于 TSVM 模型的智能电表自动化检定系统异常检测 [J]. 电气传动, 2022, 52 (21): 67-73.
- [3] 郭斌, 冯兴兴, 何圣川, 等. 电能计量装置在线故障诊断系统设计 [J]. 科技通报, 2021, 37 (7): 62-67.
- [4] LIANG H, DU Z, HUANG T, et al. Neuroadaptive performance guaranteed control for multiagent systems with power integrators and unknown measurement sensitivity [J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2022, 34 (12): 9771-9782.
- [5] 吴瀛, 姚栋方, 陈崇明, 等. 基于云平台的电能计量装置状态监测与故障诊断系统 [J]. 电力电容器与无功补偿, 2021, 42 (4): 197-202.
- [6] 张丽艳, 谢晨, 罗博, 等. 牵引供电系统负序潮流分析及电能计量方式研究 [J]. 铁道学报, 2021, 43 (6): 54-62.
- [7] 丁建顺, 张炜, 周胜, 等. 数字化跨间隔电能计量系统的现场多维测试技术 [J]. 电力科学与技术学报, 2021, 36 (3): 180-187.
- [8] 吴元相, 刘开培, 秦亮, 等. 高压直流电能计量系统计量误差研究 [J]. 电测与仪表, 2022, 59 (9): 146-152.
- [9] 成长城. 电能计量设备用电池制造及性能检测——评《电能计量设备用电池检测技术》 [J]. 电池, 2023, 53 (2): 237-238.
- [10] 何浩然, 丁稳房, 吴铁洲, 等. 基于 IGA-BP 神经网络的锂电池健康状态估算 [J]. 电源技术, 2022, 46 (1): 73-77.
- [11] 薛喜成, 吕自豪, 倚江星, 等. 基于 IGA-BP 的矿井构造复杂程度评价 [J]. 煤矿安全, 2023, 54 (3): 193-203.
- [12] 马健, 滕召胜, 邱伟, 等. 基于 IGA-BP 神经网络的智能电能计量设备退化趋势研究 [J]. 仪器仪表学报, 2021, 42 (11): 123-131.
- [13] 张建华, 商建伟, 王唱, 等. 基于 LSTM 和 IGA-BP 的酒精精度预测模型 [J]. 食品与机械, 2022, 38 (5): 71-77.
- [14] 朱少斌, 许素安, 马宗彪, 等. 基于 BSO-BPNN 模型的电能计量装置异常诊断方法研究 [J]. 中国测试, 2022, 48 (1): 141-146.
- [15] 陈崇明, 吴瀛, 姚栋方, 等. 一种电能计量装置状态在线监测及远程诊断系统设计 [J]. 电力电容器与无功补偿, 2021, 42 (4): 203-208.
- [16] 陈祉如, 郭亮, 杜艳, 等. 基于改进层次分析法的电能计量系统综合评价 [J]. 山东大学学报 (工学版), 2022, 52 (6): 167-175.
- [17] 夏天, 郑欣, 明东岳, 等. 数字化计量系统移动现场检测平台设计 [J]. 海军工程大学学报, 2022, 34 (1): 75-81.
- [18] 谷海彤, 张远亮, 卢翔智, 等. 基于物联网的高稳定电能计量终端软件研发与应用 [J]. 西南师范大学学报: 自然科学版, 2021, 46 (6): 133-138.
- [19] 陈一鏢, 倪陈义, 陈浩, 等. 基于 MPA 优化 PNN 的电能质量扰动识别方法仿真 [J]. 计算机仿真, 2023, 40 (6): 107-113.
- [20] 李振宏. 大数据背景下基于 BP 神经网络的跨境电商皮革服装销量预测 [J]. 中国皮革, 2023, 52 (6): 104-109.
- [21] 何浩然, 丁稳房, 吴铁洲, 等. 基于 IGA-BP 神经网络的锂电池健康状态估算 [J]. 电源技术, 2022, 46 (1): 73-77.
- [22] 张建华, 商建伟, 王唱, 等. 基于 LSTM 和 IGA-BP 的酒精精度预测模型 [J]. 食品与机械, 2022, 38 (5): 71-77.
- [23] 乔路丽, 方诗琦, 赵庭锐, 等. 基于相似日和 IGA-BP 的光伏发电功率预测方法研究 [J]. 电网与清洁能源, 2022, 38 (1): 128-134.
- [24] 李晓寒, 贾华丁, 程雪, 等. 基于改进遗传算法和图神经网络的股市波动预测方法 [J]. 计算机应用, 2022, 42 (5): 1624-1633.
- [25] 唐求, 吴娟, 滕召胜, 等. 基于 OPCA-IGAFNN 的 NQI 综合服务信息平台服务质量评价 [J]. 湖南大学学报: 自然科学版, 2022, 49 (8): 109-116.
- [17] 金业壮, 许卓, 邓奕辰, 等. 航空发动机典型振动故障分析软件开发及应用 [J]. 机床与液压, 2023, 51 (6): 188-193.
- [18] 夏存江, 詹于游. 航空发动机数据驱动法气路故障诊断研究进展 [J]. 科学技术与工程, 2022, 22 (5): 1741-1750.
- [19] 张震, 刘保国, 周万春, 等. 基于最大相关雷尼熵与相空间重构的航空发动机复合故障信号特征提取方法 [J]. 航空动力学报, 2023, 38 (4): 889-900.
- [20] 蔡舒好, 闫子砚, 师利中. 基于改进 YOLOv4 的航空发动机损伤检测方法 [J]. 现代制造工程, 2023 (2): 99-108.
- [21] 张亮, 吴闯, 唐希浪, 等. 航空发动机故障实体识别方法及应用 [J]. 空军工程大学学报 (自然科学版), 2022, 23 (2): 1-6.
- [22] 宋凯, 张弛, 晏晨辉, 等. 基于双参数表征的航空发动机轮盘模型辅助涡流检测可靠性 [J]. 航空学报, 2023, 44 (13): 124-134.
- [23] 崔芮华, 张振, 佟德栓, 等. 基于改进经验小波变换多特征融合的航空交流串联电弧故障检测 [J]. 电工技术学报, 2022, 37 (12): 3148-3161.
- [24] 唐洪威, 谢文平, 崔毅, 等. 基于 Levenberg-Marquardt 算法的航空发动机模型求解混合算法 [J]. 航空动力学报, 2023, 38 (2): 371-381.
- [25] 黄姗姗, 李志农. 基于高密度小波变换的航空发动机滚动轴承故障诊断方法 [J]. 轴承, 2023 (2): 19-25.

(上接第 99 页)