

# 基于边缘计算的局部放电模式识别\*

宋佳骏, 刘守豹, 熊中浩

(大唐水电科学技术研究院有限公司, 四川 成都 610074)

**摘要:** 局部放电是设备处于高电场强下, 由于电场分布不均而导致的绝缘介质放电现象, 设备产生局部放电对于绝缘层的危害很大, 迅速检测识别设备的放电类型是工业正常运作的保障。针对电气设备局部放电类型识别问题, 考虑到电气设备监测系统在诊断识别方面的时效性及精度, 提出了基于边缘计算的局部放电模式识别方法, 利用边缘计算架构的优势, 基于云层训练、边缘推理思路, 将复杂的识别算法训练优化过程部署在云层, 将计算量大的识别算法卸载到边缘层, 而计算量小的特征提取保留在终端设备层处理。通过构造局部放电相位分布谱图提取局部放电的统计特征参数, 采用粒子群优化算法对广义回归神经网络模型进行优化, 最后将统计特征参数作为神经网络的输入量, 对放电类型进行识别。结果表明, 所提模式识别方法识别准确率高, 识别效率高。

**关键词:** 边缘计算; 局部放电; 模式识别; 广义回归神经网络

中图分类号: TN91; TM85

文献标识码: A

DOI: 10.16157/j.issn.0258-7998.222525

中文引用格式: 宋佳骏, 刘守豹, 熊中浩. 基于边缘计算的局部放电模式识别[J]. 电子技术应用, 2022, 48(9): 55-58, 62.

英文引用格式: Song Jiajun, Liu Shoubao, Xiong Zhonghao. Partial discharge pattern recognition based on edge computing[J]. Application of Electronic Technique, 2022, 48(9): 55-58, 62.

## Partial discharge pattern recognition based on edge computing

Song Jiajun, Liu Shoubao, Xiong Zhonghao

(Datang Hydropower Science & Technology Research Institute Co., Ltd., Chengdu 610074, China)

**Abstract:** Partial discharge is the phenomenon of dielectric discharge caused by uneven distribution of electric field under high electric field intensity. Partial discharge of equipment does great harm to the insulation layer. Rapid detection and identification of the discharge type of equipment is the guarantee of normal industrial operation. For electrical equipment for partial discharge type recognition problem, considering the electrical equipment monitoring system in the diagnosis of the timeliness and accuracy of recognition, this paper puts forward the partial discharge pattern recognition method based on edge calculation, using the advantage of edge computing architectures, edge of reasoning based on training, the clouds, the complex recognition algorithm training optimization deployment in the clouds. The recognition algorithm with large computation is offloaded to the edge layer, while the feature extraction with small computation is reserved to the terminal device layer. The statistical characteristic parameters of pd were extracted by constructing pd phase distribution spectrum, and the generalized regression neural network model was optimized by particle swarm optimization algorithm. Finally, the statistical characteristic parameters were used as the input of the neural network to identify the discharge types. The results show that the proposed pattern recognition method has high recognition accuracy and efficiency.

**Key words:** edge computing; partial discharge; pattern recognition; generalized regression neural network

### 0 引言

电厂中高压电气设备在长期运行的情况下不可避免会出现各种各样的劣化或者故障, 对高压电气设备的实时监测和故障预警不仅能保证设备的稳定运行, 也能极大程度上提高供电可靠性<sup>[1]</sup>。随着信息技术的发展, 采用数字信号处理局部放电信号的技术愈发成熟, 目前针对局部放电类型识别研究主要目的是提高缺陷识别精度, 复杂的神经网络会占用大量计算资源, 不符合工

业运作的实际需求响应。在实际的监测系统中, 必须考虑计算机软硬件资源环境的复杂程度以及识别算法的时延特性等问题<sup>[2-3]</sup>。

在万物互联的大背景下, 传统云计算处理海量数据的能力显得尤为不足, 存在实时性不够、带宽不足、能耗较大以及数据安全性低等问题<sup>[4-5]</sup>。边缘计算的出现使得上述问题得到有效的解决, 针对局部放电数据采样频率高、数据处理复杂等特点, 本文提出了一种基于边缘计算的局部放电模式识别方法, 该方法将模式识别算法合理分配在边缘计算框架中, 有效地降低了云端计算压力,

\* 基金项目: 中国大唐集团有限公司科技项目 (2021SD026)

在保证识别准确性的情况下提高了数据处理的实时性。

## 1 基于边缘计算的局部放电模式识别系统

### 1.1 边缘计算简介

边缘计算是指在靠近数据源头边缘执行计算处理的一种新型计算模式,边缘计算的下行数据链接云端计算服务,上行数据链接万物互联、万物感知服务,而边缘是指从数据源到云端计算中心路径之间的任意计算和网络资源<sup>[6]</sup>。边缘计算的业务过程是对云计算的动态扩展,将独立分散的资源进行统一处理,以达到降低系统能耗,减少系统延迟的目的。在设备端数据冗余时,通过筛选、处理、建模等方式减少需要传输到云端的数据量<sup>[7]</sup>。

随着我国制造业 2025 的进一步发展规划,工业互联网已经开始逐步上升为国家战略,工业互联网需要广泛采集多源异构数据,基于工业分析原理以及人工智能方法实现海量数据的深度分析。根据工业互联网领域技术特性,采用了边云协同的联合式结构,实现终端层、边缘层、云层的层内通信,其标准架构如图 1 所示<sup>[8]</sup>。

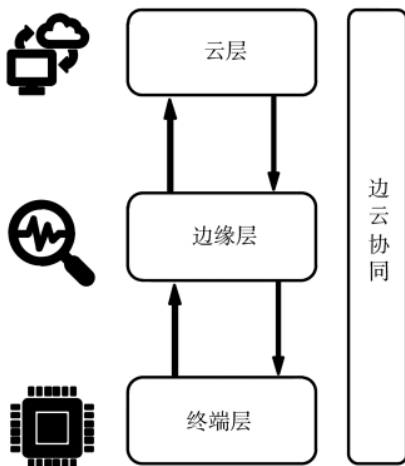


图 1 边缘计算标准架构

### 1.2 系统架构

为了充分利用边云协同模式的优势,将局部放电模

式识别方法高效、实用地应用于工业互联网,本文提出一种基于边缘计算的局部放电模式识别系统,其系统架构如图 2 所示。

(1)终端层:现场终端层主要功能是采集回路中产生的脉冲电流波形信号,再将原始局部放电波形数据进行滤波处理、特征提取后上传至边缘层。主要完成原始数据收集、数据收集和上传等任务,并完成了终端底层和边缘层之间的信息、数据互联。

(2)边缘层:边缘层是系统架构的核心,提供一定的计算及存储能力,可以完成数据筛选、图形绘制、模式识别等任务。边缘层为系统提供可视化功能服务,其中搭载的神经网络模型能够迅速识别放电类型。经过处理的数据从边缘节点汇集到中心云,减小了中心云节点压力,增强了系统实时处理能力。

(3)云层:云层集成有多台高性能服务器,具有强大的数据计算、数据处理、数据存储、模块迭代更新等功能。云层需要作为全局数据分析的支撑,其数据库保存了大量历史信息,用于大数据分析挖掘、数据共享,同时需要完成算法模块的训练与升级,而更新后的算法推送至边缘层,实现整个计算分析模块的自主学习闭环。

## 2 局部放电信号特征提取

### 2.1 局部放电相位分布谱图构造

本文通过实验模拟了电晕放电、悬浮放电、气隙放电 3 种局部放电缺陷模型,采用脉冲电流法采集局部放电模型产生的局部放电数据,将滤波后的信号用于进一步分析研究。基于所测得的局部放电信号,构造放电次数-放电电量-放电相位( $n-q-\varphi$ )三维谱图,空间三维谱图反映的是放电电量  $q$ 、相位  $\varphi$ 、放电次数  $n$  三者之间的关系,通过分析三者关系可以充分挖掘放电类型隐含的信息,进而诊断不同的故障类型<sup>[9-10]</sup>。将代表相位和放电量的坐标划分为 256 份,整个  $XY$  轴被分割为  $256 \times 256$  个网格,统计分割区域的放电次数  $n(\varphi_i, q_j)$ 。三维谱图在边缘端进行绘制并展示,如图 3~图 5 所示。

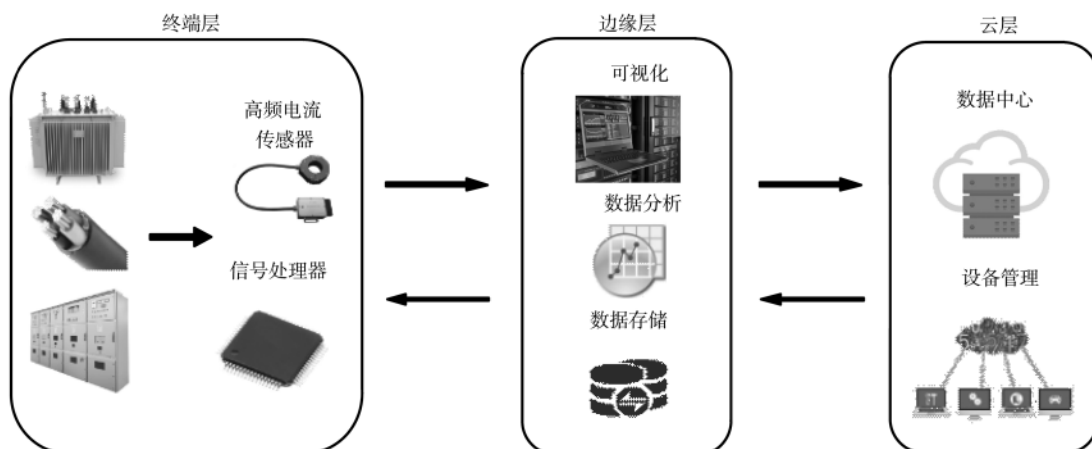


图 2 基于边缘计算的局部放电模式识别系统示意图

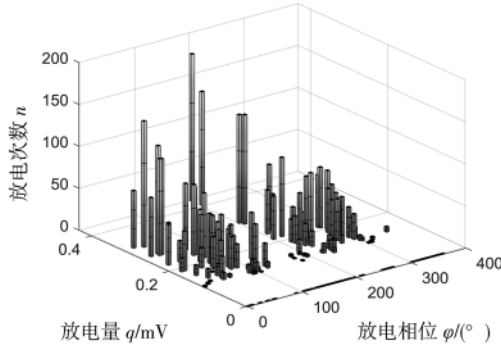


图3 电晕放电三维谱图

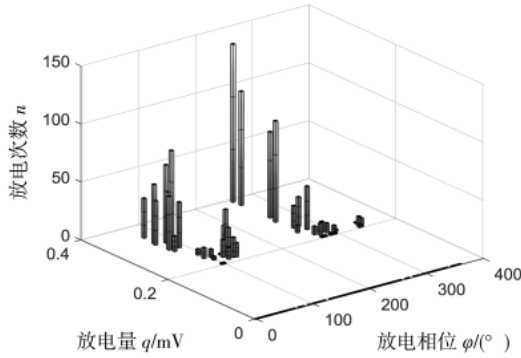


图4 悬浮放电三维谱图

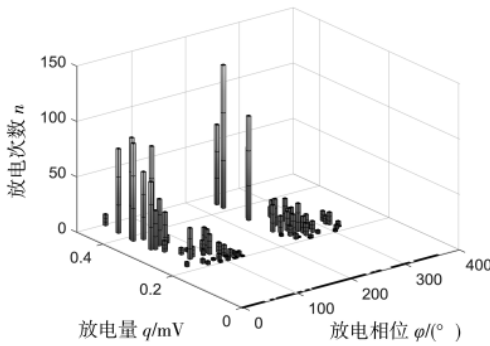


图5 气隙放电三维谱图

## 2.2 特征提取

为了有效挖掘不同类型局部放电的潜在信息,本文提取了平均值、均方差、陡峭度、偏斜度、互相关系数、放电因素、相位不对称度7种统计特征量。3种放电模型的特征参数提取由设备层完成。

平均值:

$$\mu = \sum_{i=1}^W x_i p_i \quad (1)$$

其中,  $W$  为半周期相窗数,  $x_i$  为第  $i$  个相窗的相位,  $p_i$  为放电概率。

方差:

$$\sigma^2 = \sum_{i=1}^W (x_i - \mu)^2 p_i \quad (2)$$

偏斜度:

$$S_k = \frac{\sum_{i=1}^W (x_i - \mu)^3 \cdot p_i \cdot \Delta x}{\sigma^3} \quad (3)$$

其中,  $\Delta x$  为相窗宽度。

陡峭度:

$$K_u = \left[ \frac{\sum_{i=1}^W (x_i - \mu)^4 \cdot p_i}{\sigma^4} \right] - 3 \quad (4)$$

互相关系数:

$$C_c = \frac{\sum_{i=1}^W q_i^+ q_i^- - \left( \sum_{i=1}^W q_i^+ \sum_{i=1}^W q_i^- \right) / W}{\sqrt{\left[ \sum_{i=1}^W (q_i^+)^2 - \left( \sum_{i=1}^W q_i^+ \right)^2 / W \right] \left[ \sum_{i=1}^W (q_i^-)^2 - \left( \sum_{i=1}^W q_i^- \right)^2 / W \right]}} \quad (5)$$

其中,  $q_i^+$  为正相位放电量,  $q_i^-$  为负相位放电量。

放电因数:

$$Q = \frac{\sum_{i=1}^W n_i^- q_i^- / \sum_{i=1}^W n_i^-}{\sum_{i=1}^W n_i^+ q_i^+ / \sum_{i=1}^W n_i^+} \quad (6)$$

其中,  $n_i^+$  和  $n_i^-$  分别为谱图中正负周期第  $i$  个相窗内的放电重复次数。

相位不对称度:

$$\phi = \varphi_0^- / \varphi_0^+ \quad (7)$$

其中,  $\varphi_0^+$  和  $\varphi_0^-$  分别为谱图中正负周期发生放电的起始相角。

概率:

$$p_i = \frac{y_i}{\sum_{i=1}^W y_i} \quad (8)$$

其中,  $y_i$  为谱图的幅值。

## 3 基于粒子群优化广义回归神经网络(PSO-GRNN)的识别分析

### 3.1 广义回归神经网络

GRNN 是径向基神经网络的一种,具有很强的非线性映射能力,其网络拓扑结构可被大致分为输入层(input layer)、模式层(pattern layer)、求和层(summation layer)、输出层(output layer)4层,如图6所示<sup>[11-12]</sup>。

GRNN 的网络输出为:

$$\hat{Y}(X) = \frac{\sum_{i=1}^n Y_i e^{-\frac{(X-X_i)^T(X-X_i)}{2\sigma^2}}}{\sum_{i=1}^n e^{-\frac{(X-X_i)^T(X-X_i)}{2\sigma^2}}} \quad (9)$$

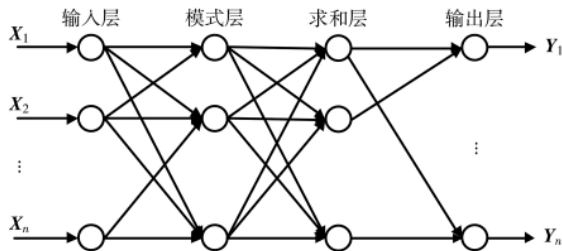


图6 GRNN结构示意图

式中,  $X$  为网络输入,  $X_i, Y_i$  为样本观测值;  $\hat{Y}(X)$  为网络输出;  $\delta$  为高斯函数的宽度系数, 也叫作光滑因子。

GRNN 能够通过输入样本逼近网络隐含关系, 且 GRNN 网络结构具有极好的非线性映射能力以及很强的鲁棒性。且 GRNN 的训练非常简单, 当训练样本输入隐含层时, 网络训练随机完成。它的训练不需要迭代, 因此更适用于在线数据的实时处理。GRNN 只有光滑因子一个自由参数, 整个算法在云层优化和升级后再搭载至边缘层。

### 3.2 粒子群优化理论

粒子群算法基于生物群体和进化的原理, 通过个体相对群体的适应度调整个体最优解。粒子群算法根据个体最优位置和群体最优位置修正粒子自身位置, 向整体最优目标函数改进优化<sup>[13]</sup>。算法首先通过初始化随机种群, 个体粒子经过多次迭代, 寻找个体最优解, 比较群体历史最优位置, 寻找全局最优解, 由此根据式(10)和式(11)更新自身状态<sup>[14]</sup>。

$$v_{id}(t+1) = w \cdot v_{id}(t) + \eta_1 r_1 (p_{id}(t) - x_{id}(t)) + \eta_2 r_2 (p_{gl}(t) - x_{id}(t)) \quad (10)$$

$$x_{id}(t+1) = x_{id}(t) + v_{id}(t+1) \quad (11)$$

式中,  $x_{id}(t)$  为第  $i$  个粒子  $t$  次迭代在  $d$  维上的位置;  $v_{id}(t)$  为第  $i$  个粒子  $t$  次迭代在  $d$  维上的速度;  $p_{id}(t)$  为第  $i$  个粒子  $t$  次迭代中经过的最优位置;  $p_{gl}(t)$  为所有粒子  $t$  次迭代中经过的最优位置;  $w_1$  为初始惯性权值;  $\eta_1, \eta_2$  为加速常数, 通常取 2;  $r_1, r_2$  为 0~1 之间的随机数。

在 GRNN 识别模型中, 将训练样本的输出值与实际值的均方差作为适应度函数寻找最优光滑因子。

### 3.3 分类识别结果分析

本文选择广义回归神经网络和 BP 神经网络两种方法对 3 种局部放电进行分类识别实验, 网络输入即为 2.2 节提取的 7 种统计特征参量, 从样本数据集中选择 120 组作为训练学习样本, 30 组作为识别算法的测试样本。分类结果及运行时间如表 1 所示。

表 1 不同识别方法放电类型识别结果

方法	电晕放电 (10 组)	悬浮放电 (10 组)	气隙放电 (10 组)	识别率/%	运行 时间/s
BP 网络	6	9	4	63	1.522 022
GRNN	8	9	7	80	0.227 685
PSO-GRNN	9	10	9	93	

BP 神经网络是当前应用最广泛的人工神经网络算法, 由于 BP 神经网络训练参数多、拓扑结构复杂、训练时间长等因素, 使得其在工业互联网难以大规模落地应用<sup>[15]</sup>。相比之下 GRNN 网络结构简单, 训练速度快, 由于云端存储有大量历史数据以及故障样本, 使得平滑因子的寻优效果更好。因此, 本文提出基于边缘计算的局部放电模式识别方法能够更好地服务于工业互联网系统。

### 4 结论

本文充分整合了云计算和边缘计算协同服务架构的优势, 提出了一种边云协同的局部放电模式识别方法, 将平滑因子的优化及神经网络模型更新部署在云端, 而将训练好的广义回归神经网络模型部署在边缘层, 解决了系统资源分配问题, 提高了系统响应速度。文中提取了局部放电波形信号的放电量、放电相位及放电次数来绘制 PRPD 图谱, 计算并选取了 PRPD 图谱的 7 种特征参量, 利用 PSO-GRNN 方法对电晕放电、悬浮放电、气隙放电 3 种放电类型进行了识别。实验结果表明, 所提模式识别方法正确识别率较高、识别速率快, 适合嵌入到边缘计算框架中。这种计算模式能够在一定程度上满足人工智能在云体系架构中对计算和存储资源的需求, 能够灵活应用于工业互联网的各种场景。

### 参考文献

- [1] 刘泽洪. 气体绝缘金属封闭开关设备(GIS)质量管理与控制[M]. 北京: 中国电力出版社, 2011.
- [2] 郭非凡. 局部放电检测技术的现状和发展[J]. 南方农机, 2020, 51(4): 216.
- [3] 韩小莲. GIS 局部放电检测系统的研究[D]. 西安: 西安交通大学, 1995.
- [4] 翟嘉琪, 杨希祥, 程玉强, 等. 机器学习在故障检测与诊断领域应用综述[J]. 计算机测量与控制, 2021, 29(3): 1-9.
- [5] 施巍松, 张星洲, 王一帆, 等. 边缘计算: 现状与展望[J]. 计算机研究与发展, 2019, 56(1): 69-89.
- [6] 施巍松, 孙辉, 曹杰, 等. 边缘计算: 万物互联时代新型计算模型[J]. 计算机研究与发展, 2017, 54(5): 907-924.
- [7] 赵梓铭, 刘芳, 蔡志平, 等. 边缘计算: 平台、应用与挑战[J]. 计算机研究与发展, 2018, 55(2): 327-337.
- [8] 李辉, 李秀华, 熊庆宇, 等. 边缘计算助力工业互联网: 架构、应用与挑战[J]. 计算机科学, 2021, 48(1): 1-10.
- [9] 王刘旺, 朱永利, 贾亚飞, 等. 局部放大数据的并行 PRPD 分析与模式识别[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(5): 1236-1244.
- [10] 郭俊, 吴广宁, 张血琴, 等. 局部放电检测技术的现状和发展[J]. 电工技术学报, 2005(2): 29-35.
- [11] 喻华, 卢继平, 曾燕婷. 基于不同优化准则和广义回归神经网络的风电功率非线性组合预测[J]. 高电压技术, 2019, 45(3): 1002-1008.
- [12] 周敏, 李世玲. 广义回归神经网络在非线性系统建模中

(下转第 62 页)



表 1 三种验证平台设计对比

对比项	传统平台	改进平台	二次改进平台
debug 需要再次综合	是	否	否
使用 FPGA 板卡数量	1	2	1
对 FPGA 板卡资源要求	较大	正常	微小
上位机逻辑复杂度	正常	较难	正常
可复用	否	是	是
验证周期	正常	缩短	缩短

于使用 FPGA 板卡的数量上的差异,当有现成的 FPGA 开发板时,在这里建议当 FPGA 原型的逻辑量已经接近 FPGA 板卡资源的 70% 以上时,就选择改进一的方案。如果需要进行 FPGA 选型时,可以根据逻辑量的评估以及价格来综合考虑。选择两块 FPGA 时,对应的 FPGA2 不需要跟 FPGA1 一样,因为增加的那部分逻辑量比较小,可以选择比较便宜小容量的 FPGA,来减小成本。

4 结论

本文提出了一种基于 MCU 芯片 FPGA 原型验证平台设计方法,相比传统的 FPGA 原型验证能够缩短验证周期,从而加快芯片产品的面世。本文中介绍了 MCU 系统的基本架构组成,FPGA 原型验证的基本方法;详细介绍了设计思路,给出了两种实施方案,并进行了实践对比分析,实际应用可以根据需求来选择。此设计方法具有通用性,可移植性,值得推广。

参考文献

[1] 王欣宇.MCU 技术及市场发展趋势分析[J].电子技术应用,2019,36(10):1-3.

[2] 虞致国,魏敬和.基于 FPGA 的 ARM SoC 原型验证平台设计[J].电子与封装,2007(5):25-28.

[3] 刘云晶,刘梦影.一种 32 位 MCU 的 FPGA 验证平台[J].电子与封装,2020,20(1):010205.

[4] 王红卫,占杨林,梁利平.以覆盖率为导向的自动化验证平台[J].电子测试,2013(5):82-84.

[5] 张跃玲,张磊,汪健,等.FPGA 的验证平台及有效的 SoC

验证方法[J].单片机与嵌入式系统应用,2016,16(3):8-11.

[6] 赵新超,陈岚,冯燕,等.基于混合原型平台的 UART IP 核设计与验证[J].电子技术应用,2015,41(10):39-42.

[7] 梁文远,易晨.FPGA 在电动汽车电机控制器中的应用[J].机电工程技术,2020,49(11):231-232.

[8] 折如义,李炳辉,姜佩贺.三级流水线 RISC-V 处理器设计与验证[J].电子技术应用,2020,46(5):44-49.

[9] WATERMAN A,LEE Y,PATTERSON D A,et al.The RISC-V instruction set manual, volume I: user-level ISA[R].CS Division,EECE Department,University of California,Berkeley,2014.

[10] WATERMAN A,LEE Y,PATTERSON D A,et al.The RISC-V instruction set manual, volume I: base user-level ISA[R].California: University of California.EECS Department,2011.

[11] 王一楠,林涛,余宁梅.基于 AMBA 的 AHB 总线矩阵设计[J].微电子学与计算机,2019,36(2):73-77.

[12] 郝振和,焦继业,李雨倩.基于 AHB 总线的 RISC-V 微处理器设计与实现[J].计算机工程与应用,2020,56(20):52-58.

[13] 马鹏,刘佩,张伟.基于 UVM 的 AMBA 总线接口通用验证平台[J].计算机系统应用,2021,30(7):57-69.

[14] 迟海明,周春良,赵东艳,等.宽带电力线载波通信芯片的 FPGA 验证[J].电子设计工程,2021(1):128-131.

[15] 程翼胜.Soc 芯片 FPGA 原型的软硬件协同验证[J].单片机与嵌入式系统应用,2017(11):7-13.

(收稿日期:2022-02-12)

作者简介:

张文文(1988-),女,硕士,工程师,主要研究方向:数字集成电路设计与验证。

唐映强(1988-),男,学士,助理工程师,主要研究方向:数字集成电路设计与验证。



扫码下载电子文档

(上接第 58 页)

的应用[J].计算机测量与控制,2007(9):1189-1191.

[13] SHI Y H,EBERHART R C.Empirical study of particle swarm optimization[C]//Congress on Evolutionary Computation.IEEE,2002.

[14] 秦媛.粒子群算法改进及其应用研究[D].南京:南京邮电大学,2018.

[15] 刘天舒.BP 神经网络的改进研究及应用[D].哈尔滨:东北农业大学,2011.

(收稿日期:2022-01-04)

作者简介:

宋佳骏(1995-),男,硕士,助理工程师,主要研究方向:电力设备状态监测。

刘守豹(1983-),男,博士,高级工程师,主要研究方向:电力系统暂态分析与工程电磁场数值计算。

熊中浩(1994-),男,硕士,专责工程师,主要研究方向:智能算法、优化控制。



扫码下载电子文档

## 版权声明

经作者授权，本论文版权和信息网络传播权归属于《电子技术应用》杂志，凡未经本刊书面同意任何机构、组织和个人不得擅自复印、汇编、翻译和进行信息网络传播。未经本刊书面同意，禁止一切互联网论文资源平台非法上传、收录本论文。

截至目前，本论文已经授权被中国期刊全文数据库（CNKI）、万方数据知识服务平台、中文科技期刊数据库（维普网）、DOAJ、美国《乌利希期刊指南》、JST 日本科技技术振兴机构数据库等数据库全文收录。

对于违反上述禁止行为并违法使用本论文的机构、组织和个人，本刊将采取一切必要法律行动来维护正当权益。

特此声明！

《电子技术应用》编辑部

中国电子信息产业集团有限公司第六研究所