

基于软件定义技术的分布式光伏组件故障诊断技术研究

王一凡¹, 吴海², 周成², 王辉², 戴申鉴²

(1. 江苏方天电力技术有限公司, 江苏 南京 211100; 2. 国电南瑞科技股份有限公司, 江苏 南京 211100)

摘要: 新型电力系统背景下, 台区侧分布式电源的大量接入是大势所趋, 而分布式光伏组件的故障直接影响发电水平, 因此如何对分布式光伏组件的故障进行在线诊断亟待技术突破。首先考虑终端实时性能要求, 采用非对称处理技术构建智能终端硬件平台, 采用虚拟化技术构建终端软件平台, 形成多容器非对称处理数据交互系统。其次, 在软硬件平台基础上, 设计轻量级容器和应用管理技术等关键技术, 构建终端边缘计算框架。再次, 分析分布式光伏组件故障成因, 通过数据预处理方法解决因数据失真和丢失引起的数据质量下降问题, 设计分布式光伏组件 Stacking 融合方法, 对分布式光伏故障进行分类, 通过试验对各类方法进行对比性验证, 并在终端软硬件和边缘计算框架基础上实现故障诊断功能。最后, 对后续研究方向进行展望。

关键词: 新型电力系统; 虚拟化技术; 智能终端; 分布式光伏组件; 故障诊断

Research on fault diagnosis technology of distributed photovoltaic modules based on software definition technology

WANG Yifan¹, WU Hai², ZHOU Cheng², WANG Hui², DAI Shenjian²

(1. Jiangsu Frontier Electric Power Technology Co., Ltd., Nanjing 211100, China;

2. NARI Technology Development Co., Ltd., Nanjing 211100, China)

Abstract: Under the background of new power system, it is a general trend to connect a large number of distributed power sources at the substation side, and the fault of distributed photovoltaic modules directly affects the level of power generation. Therefore, how to diagnose the fault of distributed photovoltaic modules online is an urgent technical breakthrough. This paper first considers the real-time performance requirements of the terminal, uses asymmetric processing technology to build an intelligent terminal hardware platform, uses virtualization technology to build a terminal software platform, and forms a multi container asymmetric processing data interaction system. Secondly, on the basis of software and hardware platforms, key technologies such as lightweight container and application management technology are designed to build a terminal edge computing framework. Thirdly, analyze the causes of distributed PV module failures, solve the problem of data quality degradation caused by data distortion and loss through data pre-processing, design the stacking fusion method of distributed PV modules, classify distributed PV module failures, and carry out comparative verification of various methods through experiments, and realize fault diagnosis function on the basis of terminal software, hardware and edge computing framework. Finally, the future research direction is prospected.

Key words: new power system; virtualization technology; smart terminal; distributed photovoltaic module; fault diagnosis

国家电网公司科技项目资助 (5400-202233168A-1-1-ZN)

0 引言

随着国家“双碳”战略目标的推进，未来分布式能源将广泛接入配电网，逐步构成以新能源为主导的深度低碳新型电力系统，给传统电网的稳定控制带来挑战。分布式光伏作为新的源端，在整县光伏等场景下大规模使用，其发电质量、发电稳定性直接影响用户用电体验。而分布式光伏组件的故障成因多，通过人工巡检方式难以快速有效地发现故障点。因此考虑采用非对称处理架构的台区智能终端，融合人工智能技术，对分布式光伏组件故障进行在线监测，从而实现快速、准确的故障定位。目前，在终端构架方面，台区侧智能终端多采用对称处理构架，其实时性受到限制；在内部数据交互方面，多采用强语义表达的消息总线实现方式，过多地消耗系统资源；在边缘计算框架方面，尚未形成数据管理技术与开放型应用开发接口相融合的边缘计算框架来支撑便捷化开发；在对外通信交互方式方面，由于分布式电源的广泛接入，产生巨大的信息流。如何采用软件处理方法对数据进行优化，从而提高数据质量，是目前面临的主要问题。

为了实现对台区分布式光伏组件的全面感知、数据融合和边缘计算，提升终端对分布式光伏组件的监测和诊断能力，本文首先考虑终端实时性能要求，采用非对称处理技术构建终端硬件平台，采用虚拟化技术构建终端软件平台。其次，在软硬件平台基础上，设计轻量级容器和应用管理等关键技术，构建终端边缘计算框架^[1]。再次，针对因通信质量问题引起的数据丢失和失真现象，设计针对光伏组件数据的预处理方法。最后，分析各类人工智能算法，结合各类算法优点，设计分布式光伏组件Stacking融合方法，对分布式光伏故障进行诊断。基于上述设计，在边缘计算框架的支撑下^[2]，保证了应用标准化开发、动态加载和边缘计算，提升了终端功能扩展性和应用处理的实时性。同时，基于数据预处理方法和分布式光伏组件Stacking融合方法，实现了对分布式光伏组件故障的在线诊断，提升了终

端边缘自治能力，并形成在边缘计算构架下台区分布式组件故障在线监测的典型方案。

1 总体设计

终端软件构架基于虚拟化技术，采用分层微服务架构^[3]，由物理硬件、操作系统、资源管理、通用组件、数据采集和业务应用层组成，如图1所示。

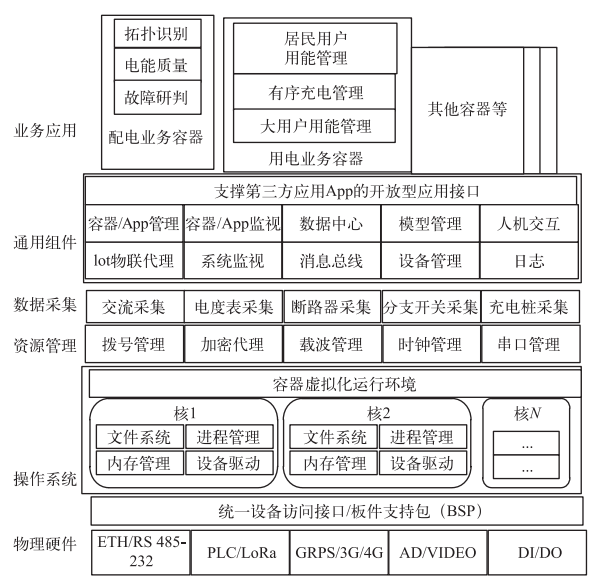


图 1 软件构架

Fig. 1 Software architecture

通过对设备驱动接口、操作系统、通用组件和App之间数据服务接口的统一设计，使得硬件、操作系统和应用App之间相互解耦^[4]，数据采集与应用计算相互独立，实现业务数据共享。在硬件接口层，将外设资源虚拟化，数据采集App和资源管理组件可直接通过统一设备接口进行操作。操作系统层主要包括容器运行环境和安全加固操作系统，针对不同业务场景，采用非对称多核模式。资源管理层包含拨号管理、加密代理、载波管理、时钟管理和串口管理等组件，负责App之间硬件资源的共享管理。通用组件层包含容器/App管理及监视、系统监视与日志、数据中心、模型管理、消息总线、物联管理平台代理和设备管理^[5]等组件，提供通用系统服务。数据采集层包括交流采集、电度表采集、智能断路器

采集和分支开关采集等,可根据外接设备的类型动态扩展与部署^[6],完成对外数据的采集。业务应用层包含各类高级应用类App。

终端硬件采用自主可控国产工业级芯片,MIPS构架,片上系统级芯片分为管理CPU和实时CPU两部分。外围由交采芯片、GPIO模块、本地及远程通信模块、加密芯片模块和电源管理模块等组成,如图2所示。

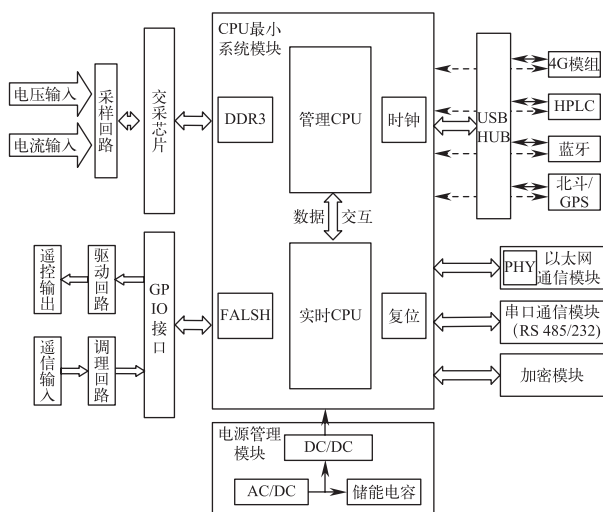


图2 硬件构架

Fig. 2 Hardware architecture

2 关键技术

2.1 非对称处理技术

如图3所示,左侧部分为终端,终端采用

管理核与实时核的双核架构,其中管理核部署 Docker容器,实时核采用中断的方式。高实时应用分析功能在实时核进行处理,管理核完成数据采集、传输和低实时性应用分析功能。管理核与实时核之间的Client客户端和Server服务端通过内部数据总线和片上存储交互方法共享数据。边缘框架与容器系统采用远程调用交互方法,实现终端实时、非实时任务的并行处理。实现层面,各核自定义所需信号,将信号采用拉线方式建立映射关系。容器系统和实时系统间通过数据交互系统完成数据交换。由实时系统发送实时数据,服务代理向数据管理系统上传该数据后向容器系统发送,容器系统返回的操作命令经数据交互系统传送给实时系统。其中容器系统也可单独向数据交换系统请求数据。

2.2 轻量级容器与应用管理技术

由于终端集成了营销和配电业务功能,为了保证两种业务的资源隔离和相对独立,需采用硬件资源虚拟化的技术。本终端使用Docker引擎实现虚拟化,隔离进程、内存和外存等资源^[7]。容器提供了完整的运行环境,是容器镜像的实体。容器镜像中包含了应用所需的全部依赖和类库,并与App统一打包,这使得应用能够方便、快速和动态地远程部署。

Docker早期主要用于服务器计算环境,由于服务器硬件资源丰富,因此多采用单容器单应

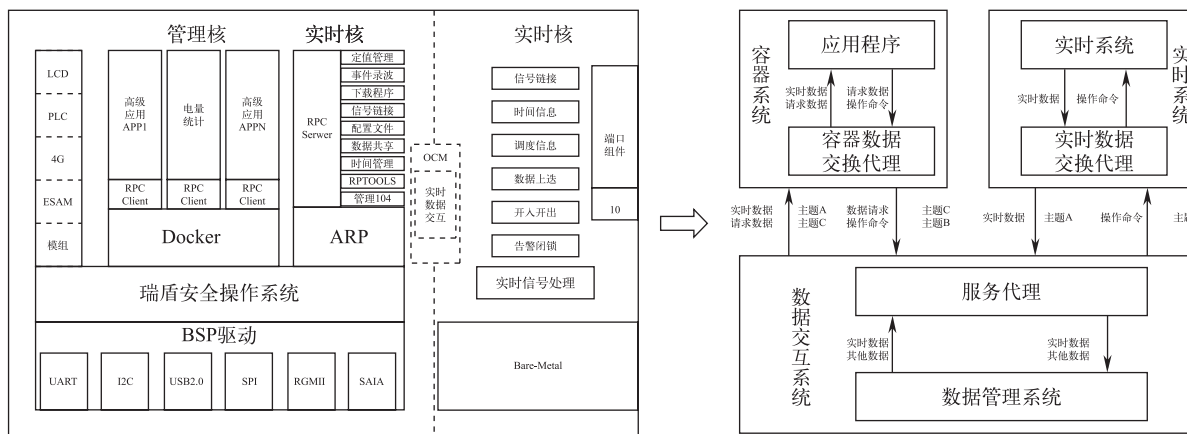


图3 多容器非对称处理数据交互系统

Fig. 3 Multi container asymmetric processing data interaction system

用的部署方式。但终端是一个嵌入式系统，考虑成本因素，硬件资源受限，因此容器环境必须轻量化，本系统从镜像裁剪和应用部署方式两方面进行改进。在镜像裁剪方面，通常镜像需要占用100 M左右的外存空间，本系统选取alpine Linux作为基础版本，大小约8 M。在此基础上，集成了台区配用电专业方向的通用组件和与App相关的资源管理组件，并对原生的与台区应用无关命令进行裁剪，最终镜像大小为15 M左右，容量缩小7倍左右。在应用部署方面，设计多容器多应用部署方案，基础镜像中包含Dpkg应用包管理组件。Dpkg组件可执行App包中的执行脚本，并可对其进行管理，实现App的安装和卸载操作。

为保证终端运行可靠性，须对终端内的容器和App运行状态进行监测。容器和App的状态由容器和应用监测模块完成，它定时与Docker daemon进行交互，对容器和App的资源状态进行查询，当容器使用的处理器时间、内存或外存资源超过设定的阈值时，对容器进行停止操作；当容器内App资源使用超过阈值时，停止App，生成异常日志文件，并上送物联管理平台进行异常分析。具体如图4所示。

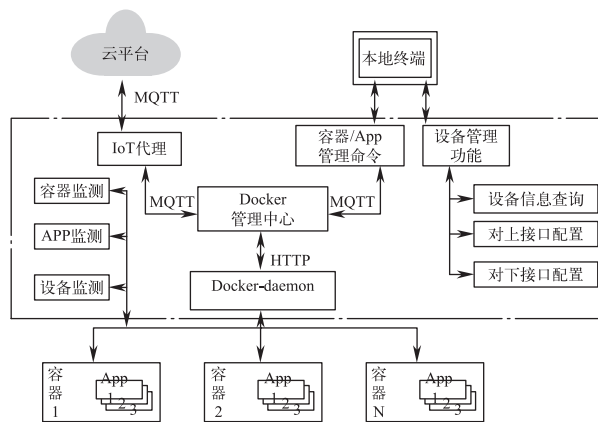


图 4 容器和应用管理

Fig. 4 Container and application management

2.3 数据管理技术与开放型应用开发接口

为了解决数据不共享、应用之间耦合性高和难以扩展的问题，本终端遵循数据与应用分离原

则,为第三方应用开发提供开放型接口。接口主要涉及三个方面:数据中心、消息总线 and 接口设计,如图5所示。

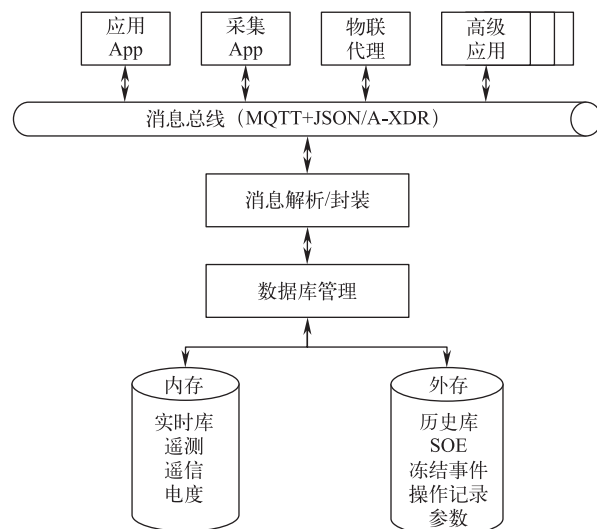


图 5 数据中心

Fig. 5 Data center

数据中心包括消息解析/封装、数据库管理、实时数据库和历史数据库。实时数据库采用多维关系表的结构,按照平衡二叉树组织,驻留在内存中,主要存储遥测、遥信和实时电量数据。历史数据库采用轻量型数据库SQLite,存储在外存中,主要存储SOE、冻结事件、操作记录和参数等。数据的标识和信息体完全按照模型文件的描述进行表达。

消息主题的格式设计为：源App名称/操作类型/传输原因/目的App/信息类型。操作类型分为读取、设置、选择和确认等；传输原因分为请求、响应、周期和突发等。信息类型分为实时数据、历史数据、参数和模型等。消息体主要由信息标识和具体内容组成，与设备模型相关，选择JSON描述^[8-10]，考虑兼容营销业务面向对象的用电信息数据交换DLT698.45协议，也可采用A-XDR编码。另外，为了提高数据访问的效率，满足App高速数据处理应用场景，也设计了一套适用于配、用电领域的第三方应用开发库接口，内部实现采用高效消息总线，接口内容见表1。

表1 接口内容
Tab. 1 Interface contents

序号	分类	用途
1	设备访问	实现串口、SPI、USB 等外围设备的访问
2	实时数据	实现实时数据的读取、写入
3	事件	实现事件数据的推送和读取、写入
4	参数	实现参数数据的读取、写入
5	控制	实现开出节点输出和 App 的远方通信控制
6	历史数据	实现历史周期数据的存储、读取
7	设备管理	实现设备注册、删除和与 App 关联关系管理
8	模型	实现模型的动态增加、删除
9	拓扑	实现拓扑数据的读取、写入
10	日志	实现日志功能的读取、写入

3 分布式光伏组件技术故障诊断技术研究

3.1 分布式光伏组件故障成因分析

目前,分布式光伏组件面临的问题主要由自然因素和人为因素引起。其中自然因素包括恶劣的自然环境,人为因素包括运维人员缺乏运维相关知识和运维实战经验。交流侧故障主要由逆变器故障和线路故障引起。逆变器故障包含主板故障、过温故障、启动异常故障、接地故障和熔断器故障等。线路故障主要包含线路绝缘破损、接地短路和线路开路等。直流侧故障主要包含汇流箱故障和组串故障。汇流箱故障主要包含过电流故障、直流拉弧故障、通信异常和线路开路等。组串故障主要包含热斑、碎裂、阴影、组件之间短路和异常老化等。

由于直流侧设备故障占比高达90%以上,其中光伏组串故障占比最高,达到70%以上,因此重点对组串故障进行研究。其中由遮挡造成的故障原因为:遮挡部分作为负载消耗产生的电能,导致温度高于遮挡部分温度;由热斑造成的故障原因为:当受遮挡组件的最大短路电流仍比电路中电流小时,受遮挡组件成为两端带负电压的支路负载,光伏电池的电阻中有电流流过,此时引起发热,产生热斑效应;由脆裂造成的故障原因为:生产安装操作不当,受到划痕等伤害或恶劣天气的影响,例如雨水的侵蚀和阳光的暴晒,破坏光伏电池表面的保护膜,导致发电功率下降;由于光伏组串的工作环境一般较为恶劣,长时间

工作后组串的板件不断老化,由老化造成的故障原因为:内部材料的老化而导致内部等效串联电阻变大,使个别电池板输出功率变小,与组串中其他电池板输出功率不匹配,影响输出功率和发电效率的大小。

3.2 分布式光伏组件数据预处理

对分布式光伏组件的故障成因进行分析,以台区智能终端作为数据处理的核心单元,对分布式光伏组件的数据进行处理。由于在实际运行中,存在数据失真和丢失等现象,从而引起数据质量下降的问题。为了弥补缺失现象对数据集的干扰,设计平均数填充方法对缺失数据进行填充。考虑到采集、传输等偏差会引起部分数据值离群现象,从而引起数据信息偏差或错误,因此采用分箱聚类的方法实现对异常数据的剔除,同时实现数据自动划分,保证同一类的数据具有相似的特征。采用K-Means聚类的方法给定两个样本 $X = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)$, $Y = (y_1, y_2, y_3, \dots, y_n)$,其中 n 表示特征数, X 和 Y 两个向量间的欧氏距离为

$$\text{dis}(X, Y) = \sqrt{(x_1 - y_1)^2 + \dots + (x_n - y_n)^2} \quad (1)$$

采用误差二次方和作为目标函数为

$$\text{SSE} = \sum_{i=1}^K \sum_{x \in C_i} (C_i - x)^2 \quad (2)$$

式中, C 为聚类中心; x 为 C_i 这个簇的样本。

为了实现同一个簇中的样本差异最小,即求解目标函数SSE最小值,由式(2)计算可得 X 对应的均值点为 C 的解。由于数据特征集的数值变化范围较大,为了更好地利用机器学习方法实现对故障的分类和检测,对数据集进行标准化处理。因此采用scale方法实现数据的标准化处理,特别针对列属性处理,使得每列的平均值为0,方差为1。

3.3 Stacking融合方法设计

由于单个模型很难拟合复杂的数据,对于单模型而言,模型的抗干扰能力较低,因此设计集成多个模型,结合多个模型的优缺点,提高模型的泛化能力。针对光伏组件发电异常、短路、碎裂、开路、热斑和老化等进行分析,将数据来

源分为运行电气量数据、环境数据和辅助数据三类。通过随机森林对运行电气量数据进行分析，XGBoost对环境数据进行分析，深度神经网络对辅助数据进行分析，最后通过逻辑回归对故障类型进行分类，从而实现Sacking融合方法设计。实现思路如图6所示。

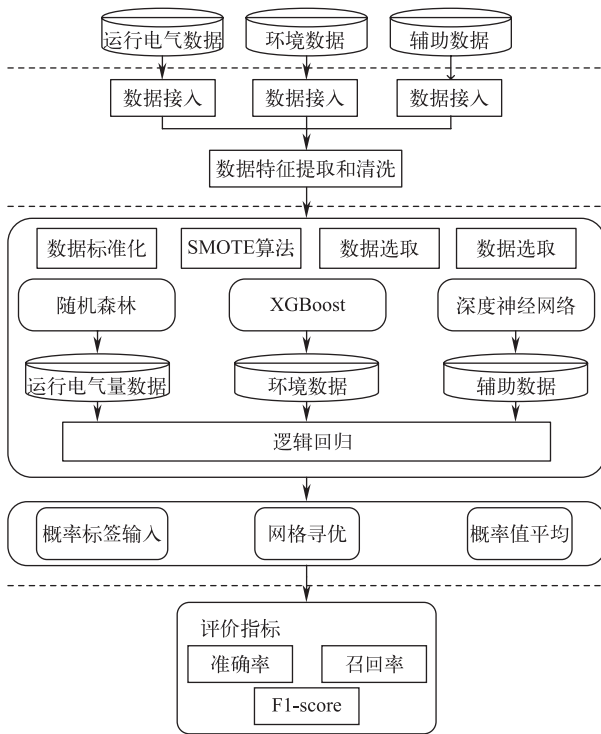


图6 融合模型设计

Fig. 6 Fusion model design

随机森林算法是由众多棵决策树组成的bagging学习分类器。因此决策树是随机森林算法的组成单元。决策树从训练样本中提炼出树形结构模型完成简单的分类，其结构包括决策节点、分支和叶节点。决策树构造算法包括ID3算法、C4.5算法和CART算法。其中CART分类树算法使用基尼系数来选择特征，基尼系数越小，纯度越高，特征越好。对于样本 D ，个数为 $|D|$ ，根据特征 A 的某个值 a ，把 D 分成 $|D_1|$ 和 $|D_2|$ ，则在特征 A 的条件下，样本 D 的基尼系数表达式为

$$\text{Gini}(D, A) = \frac{|D_1|}{|D|} \text{Gini}(D_1) + \frac{|D_2|}{|D|} \text{Gini}(D_2) \quad (3)$$

选择基尼系数最小值对应的特征和特征值作为最优特征和最优切分点。确定当前节点的左右

节点，从而构建对应的决策树。

XGboost是大规模并行boosted tree的工具，其特点为并行计算、稀疏数据处理。 D 为给定的数据集， x_i 为特征参数集合， y_i 为类别标签集合。形成的表达式为

$$D = \{(x_i, y_i), i = 1, \dots, n\}, x_i \in R^m, y_i \in \{1, 2, \dots, C\} \quad (4)$$

为了方便运算和分类，对 y_i 进行向量化处理。树集成模型使用 K 个加法函数来预测输出。其表达式为

$$\hat{z}_i^c = \sum_{k=1}^K f_k^c(x_i) = \sum_{k=1}^K w_{q(x_i)}^{(k,c)}, f_k^c \in F \quad (5)$$

$$\hat{y}_i^c = \text{softmax}(\hat{z}_i^c) = \frac{e^{\hat{z}_i^c}}{\sum_{j=1}^C e^{\hat{z}_i^j}} \quad (6)$$

式中， $F = \{f_k^c(x) = w_{q(x)}^{(k,c)}\}$ ， $q: R^m \rightarrow T$ ， $w \in R^T$ 是回归树的空间； $f_k^c(x)$ 为树的类别和棵树； q 为树的结构； w 为叶重； w_i 为叶节点得分。

为了更好地学习该模型，可设定正则化目标函数的最小值。其表达式为

$$\tilde{L}^{(t)} = \sum_{i=1}^n \left[g_i f_i(x_i) + \frac{1}{2} h_i f_i^2(x_i) \right] + \sum_{k=1}^K \sum_{c=1}^C \left(\gamma T + \frac{1}{2} \gamma \sum_{j=1}^T w_j^2 \right) \quad (7)$$

最后，通过计算最小目标函数的值，可求得最终分类结果。

多层感知机属于深度前馈神经网络。它包含输入层、隐含层和输出层三个部分。第一层为输入层，最后一层为输出层，其余各层为隐含层。其中， w 为神经元之间的权重， b 为神经元的偏置。通过正向传播方法计算出输出层的值并与期望值进行比较。当发现误差值较大时，利用反向传播方法更新权值和偏置，这样完成一次迭代。随着迭代次数的增加，输出误差会越来越小，其反向传播的表达式为

$$E = \frac{1}{2m} \sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^n (d_k(i) - y_k(i)) \quad (8)$$

式中， m 为样本个数； $d(i)$ 为 $x(i)$ 对应的期望输出。

逻辑回归是一种广义线性回归模型，主要用

于分类问题,具有解释性强、简单高效、扩展强以及防止过拟合等特点。为了获得最优的决策边界,构造逻辑回归的损失函数,当损失函数的值取得最小时,所对应的参数就是最佳参数即最优的决策边界。损失函数表达式为

$$L(\omega) = -\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i \ln p(x_i) + (1-y_i) \ln(1-p(x_i))) \quad (9)$$

式中, n 为样本个数; y_i 为样本 i 对应的实际值, $p(x_i)$ 为样本 i 所对应的概率值。

参数的优化方法主要采用的是梯度下降法。梯度下降法通过求解 $L(\omega)$ 函数的一阶导数并以不断迭代的方式更新参数,参数更新表达式为

$$\omega_i^{k+1} = \omega_i^k - \alpha \frac{\partial L(\omega)}{\partial \omega_i} \quad (10)$$

式中, k 为迭代次数,当迭代更新后且损失函数满足一定阈值或迭代次数达到最大值时,停止迭代。

基于上述四种分类器模型的算法原理和特点构建了光伏故障诊断的融合分类器。

3.4 实验验证

考虑短路、开路 and 碎裂三类故障给光伏阵列带来的危害最严重,因此对光伏阵列进行实时的故障诊断实验。首先,获取光伏阵列的相关特征数据集(辐照度、温度、电流和功率)并进行预处理。其次,基于数据预处理方法,运用 Stacking 模型融合的方法实现对光伏阵列的故障诊断。

选取近三个月浙江某地区的 20 000 组现场运行数据进行实验。数据经过缺失填充和异常值剔除等预处理后,共获得 7 000 组质量较好的数据。针对 7 000 组数据进行描述性统计可得出如下结论。随着光照强度的不断变化,光伏阵列的发电功率也发生了较大变化,当辐照度较低时,电流和功率也几乎为零。为了进一步了解特征信息之间的关联性,针对特征数据集进行相关性分析。分析得出,功率和电流与辐照度具有很强的相关性,这是由光伏的工作特性决定的。同时,电流和功率具有很强的相关性,这是由功率特性决定的。通过光伏组件的物理特性可知,光伏故

障的显著特征表现在电流和功率的变化。因此,对电流、功率数据进行分析,观察故障类型下的数据分布。其功率时序图如图 7 所示。

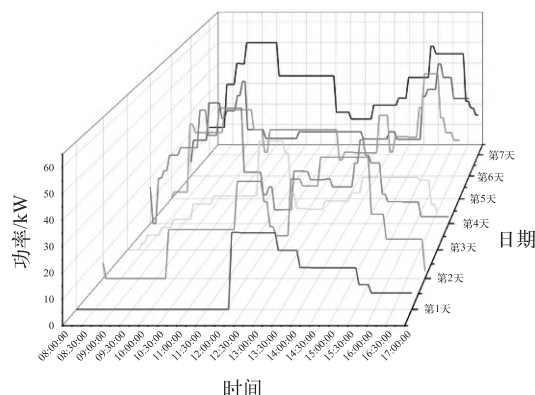


图 7 功率时序图

Fig. 7 Power sequence diagram

此外,通过 F-Score 的数据相关性分析方法衡量数据特征识别故障的能力。通过该方法可选择有效的特征信息。假设训练样本集 x , $k \in R^m$, $k=1,2,3,\dots,n$ 。则训练样本第 i 特征的 F-score 表达式为

$$F_i = \frac{\sum_{j=1}^l \left(\bar{x}_i^{(j)} - \bar{x}_i \right)^2}{\sum_{j=1}^l \frac{1}{n_j - 1} \sum_{k=1}^n \left(x_{k,i}^{(j)} - \bar{x}_i^{(j)} \right)^2} \quad (11)$$

式中, $\bar{x}_i$, $\bar{x}_i^{(j)}$ 分别为第 i 个特征在整个数据集上的平均值、在第 j 类数据集上的平均值; $x_{k,i}^{(j)}$ 为第 j 类第 k 个样本点第 i 个特征的特征值。

通过以上的方法可得出相关分析结论,如图 8 所示。

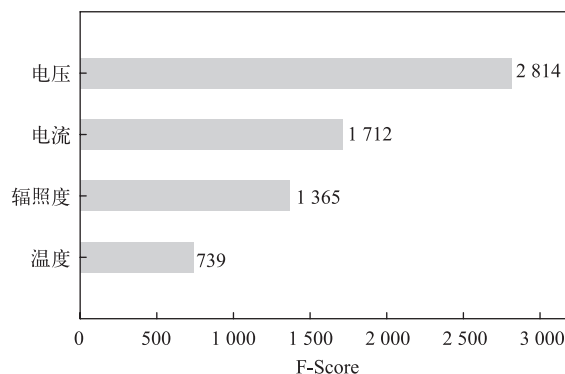


图 8 特征关联度

Fig. 8 Feature correlation

F-score 值越大，表明特征变量的辨别力越强。在光伏故障识别和分类过程中，功率和电流值的贡献较大，辐照度和温度的贡献较小。为了更好地评价Stacking模型融合方法的优越性，将其与子分类器模型的光伏故障诊断方法进行比较，结果见表2。表2中，准确度指模型预测结果为正确例中实际正确例所占比例，该指标反映了模型预测是否准确；召回率指实际正确例中预测结果为正确例的比例，该指标反映了模型预测是否全面；F1-Score反映了模型的稳定性；重交叉验证指交叉验证 k 次后结果的平均值。在子分类器输出概率值的基础上，运用元分类器进一步实现分类。其Stacking算法的性能得到提高，准确率由最低的93.06%提高到94.25%。召回率和F1的值也得到了显著提高。为了防止出现样本过拟合的现象，通过重交叉验证进行划分。重交叉验证的值也从0.929 2提高到了0.933 4。因此，Stacking模型融合方法整体性能优于随机森林、

XGBoost和多层神经网络。

表 2 指标

Tab. 2 Target

类别	准确度	召回率	F1-score	重交叉验证
随机森林	93.68	0.619 2	0.678 5	0.929 2
XGBoost	93.06	0.567 2	0.599 4	0.930 1
神经网络	94.10	0.638 9	0.705 5	0.930 6
Stacking	94.25	0.660 5	0.723 5	0.933 4

此外，为了更好地评估该方法，引入了AUC评价指标。AUC指数是ROC曲线下的面积。AUC值越接近1，算法效果越好。因此，可得各分类模型的AUC的值如图9所示。通过不同分类器模型之间对比发现，Stacking模型融合方法的故障诊断的性能效果最好。

4 结束语

本文针对分布式能源广泛接入配电网的客观情况，对终端在实时性、扩展性和易用性方面提

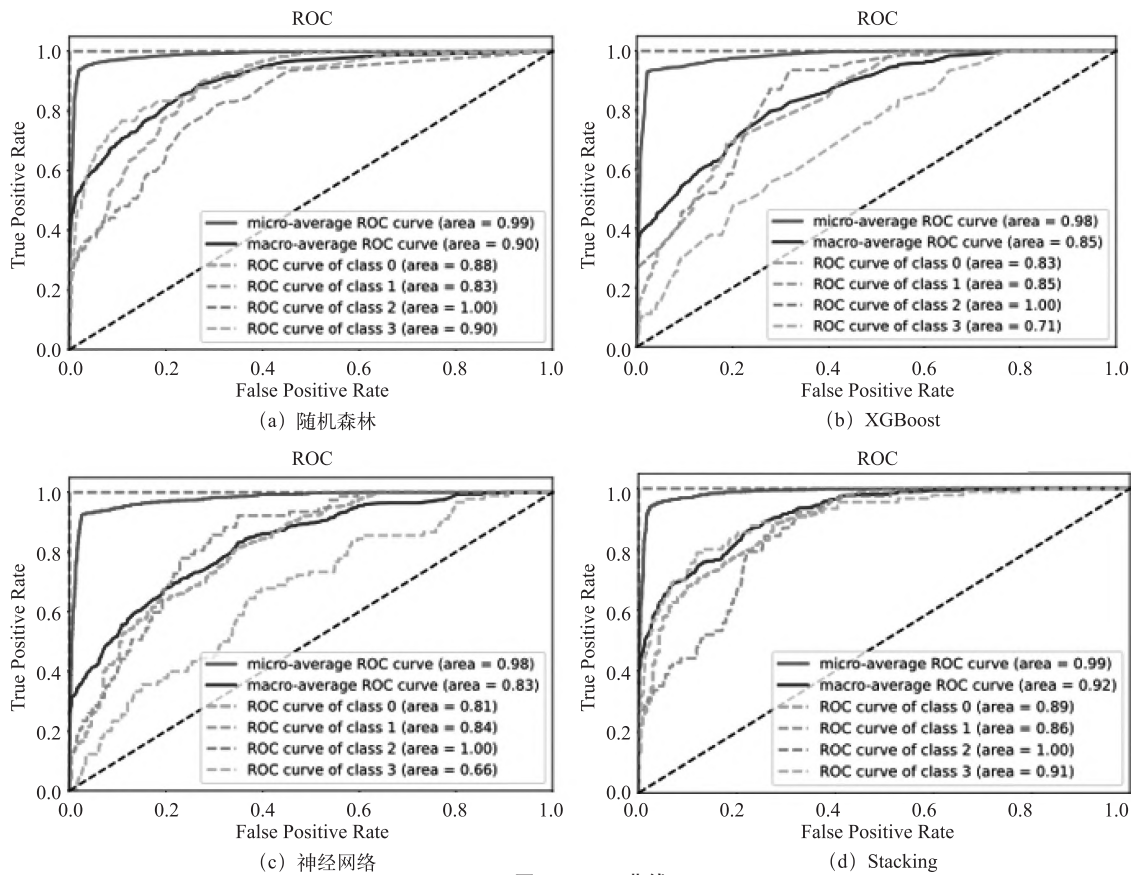


图 9 AUC 曲线
Fig. 9 AUC curve

出了更高的要求。通过对非对称技术、虚拟化技术的研究,设计并实现了终端的软硬件平台,构建了多容器非对称处理数据交互系统。设计轻量级容器与应用管理技术、数据管理技术与开放型应用开发接口,构建终端边缘计算框架。聚焦分布式光伏组件故障在线诊断技术研究。通过比较四种不同模型的AUC曲线,Stacking模型的微观平均值(0.99)和宏观平均值(0.92)均大于其他三种模型,且子分类器模型中Stacking模型融合方法的交叉验证准确率由93.06%提高至四种模型中最高的94.25%,交叉验证值由0.929 2提高至最高的0.933 4,证明了Stacking模型在光伏阵列故障诊断中的优越性。结合智能终端非对称处理架构和集成的AI处理能力,考虑光伏阵列故障的复杂性和不确定性,针对多维变量(辐照度、温度、电流和功率等)随时间变化的特点,设计多种分类器模型相融合方法。通过元分类器将多类型子分类器结合起来构建融合分类器模型,从而发挥各分类器的优势,提高故障诊断的准确度。为分布式光伏组件诊断的边缘计算提供可行的实施方案。

随着终端在现场的逐步应用,分布式光伏组件的数据样本集也会不断扩充,传感技术不断发展,可利用辅助设备(如红外热成像、传感器等信息采集装置)构建一种兼具自身特性运行状态数据和采集数据的融合数据库,进一步提升分布式光伏组件故障诊断和评价的有效性和准确性。

参考文献

- [1] 吕军,栾文鹏,刘日亮,等.基于全面感知和软件定义的配电物联网体系架构[J].电网技术,2018,42(10):3108-3115.
- [2] 吕军,盛万兴,刘日亮,等.配电物联网设计与应用[J].高电压技术,2019,45(6):1681-1688.
- [3] 王成山,王丹,周越.智能配电系统架构分析及技术挑战[J].电力系统自动化,2015,39(9):2-9.
- [4] 韩国政,徐丙垠,索南加乐,等.配电终端自动发现技术的实现[J].电力系统自动化,2012,36(18):82-85.
- [5] 刘东,王伊晓,陆一鸣.IEC 61968和IEC 61850量测模型的差异性分析[J].供用电,2016,33(10):19-24.
- [6] 陈冉,陆健,刘明祥,等.适应分布式馈线自动化的配电网拓扑模型生成方法[J].南方电网技术,2019,13(1):60-65.
- [7] 王勇,徐迅,梅军,等.基于IEC 61850的配网终端自动识别技术[J].电测与仪表,2015,53(6):32-36.
- [8] 应俊,蔡月明,刘明祥,等.适用于配电物联网的低压智能终端自适应接入方法[J].电力系统自动化,2020,44(2):22-30.
- [9] 张志华,周捷,蔡月明,等.基于模块化组态设计的新型配电自动化终端[J].电力系统自动化,2017,41(13):106-110.
- [10] 宋振浩,吕志鹏,刘志涵,等.多功能并网逆变器电能质量优化控制策略[J].中国科技论文,2022,17(3):339-346.
- [11] 吴骏.智能配电网电能质量问题简析[J].电力电容器与无功补偿,2016,37(6):35-38.
- [12] 成静红,栗忠来.配电台区电能质量问题的混合补偿的研究[J].电力电容器与无功补偿,2020,41(2):32-37.

作者简介

王一凡(1997—),助理工程师,研究方向为智能电网相关产品研发。

吴海(1978—),高级工程师,研究方向为智能配用电技术研究和终端研制。

周成(1987—),高级工程师,研究方向为配电综合自动化及嵌入式软件在电力系统中的应用。

王辉(1987—),工程师,研究方向为智能配用电技术研究和终端研制。

戴申鉴(1995—),助理工程师,研究方向为智能配用电技术研究和终端研制。

(收稿日期:2023-01-08)