

新型并网主体安全风险辨识的数据特征、关键技术及防控挑战

王波, 马富齐, 王红霞
(武汉大学电气与自动化学院, 武汉 430072)

摘要: 在“双碳”目标驱动下, 新型电力系统用户侧因分布式光伏、电动汽车充电桩、储能设备等新型并网主体的大规模接入面临多维安全风险挑战。首先系统分析了新型并网主体大规模接入引发的设备安全、电网安全及社会安全等问题, 并指出了当前技术与管理层面的核心瓶颈, 如设备质量不均、跨模态数据融合困难、安全防护缺失等。针对多模态数据的异构性、语义差异及关联特性, 提出了多模态大模型构建技术, 涵盖数据增强生成、跨模态语义对齐及参数高效微调方法, 以提升风险感知精度。此外, 从网架优化、智能运维、韧性提升三方面提出一体化安全防控对策, 为新型电力系统安全治理提供了理论支撑与实践路径, 助力“双碳”目标下能源转型与安全协同发展。

关键词: 双碳; 新型电力系统; 用户侧安全; 数据特征; 风险防控

Data Characteristics, Key Technologies and Prevention and Control Challenges of Security Risk Identification for New Grid-Connected Entities

WANG Bo, MA Fuqi, WANG Hongxia
(School of Electrical Engineering and Automation, Wuhan University, Wuhan 430072, China)

Abstract: Driven by the "dual carbon" goals, the user side of the new power system faces multidimensional security risks due to the large-scale integration of new grid-connected entities such as distributed photovoltaic systems, electric vehicle charging stations, and energy storage equipment. Firstly, the challenges to equipment safety, grid security, and societal safety posed by the massive integration of these new entities are systematically analyzed, core bottlenecks at the technical and managerial levels, such as uneven equipment quality, difficulties in cross-modal data fusion, and insufficient safety protections, are highlighted. To address the heterogeneity, semantic differences, and correlation characteristics of multimodal data, a multimodal large model construction technology is proposed, incorporating data augmentation generation, cross-modal semantic alignment, and parameter-efficient fine-tuning methods to enhance risk perception accuracy. Furthermore, integrated security prevention and control strategies are introduced from three perspectives: grid optimization, intelligent operation and maintenance, and resilience enhancement. These measures provide theoretical support and practical pathways for the security governance of the new power system, facilitating the coordinated development of energy transition and security under the "dual carbon" objectives.

Key words: double carbon; new power system; user side security; data characteristics; risk prevention and control

0 引言

随着全球范围内能源消费的持续攀升, 由此引

发的温室气体排放量大幅增加已成为显著问题。这一趋势促使国际社会高度聚焦于强化环境保护举措、应对全球气候变暖挑战, 并将其视为保障经济社会实现可持续发展的关键路径^[1]。推动能源体系向绿色低碳方向转型, 已在全球范围内形成广泛共识, 日益上升为各国制定长期发展战略的关键目标^[2]。2020年9月中国在第75届联合国大会一般性辩论中郑重表示, 将力图在2030年前使碳排放达

基金项目: 国家自然科学基金青年项目(52407143); 国家电网公司总部科技项目(5400-20241918A-1-1-ZN)。

Foundation item: Supported by the National Natural Science Foundation Youth Project (52407143); the Headquarters Science and Technology Project of State Grid Corporation (5400-20241918A-1-1-ZN).

到峰值,并争取在 2060 年前实现碳中和,为全球应对气候变化提供明确时间表与行动承诺^[3]。在推进碳达峰碳中和的战略进程中,电力部门因其占据能源相关碳排放的最大份额(约 40%),成为减排任务的核心攻坚领域^[4]。因此,2021 年 3 月召开的中央财经委员会第九次会议作出战略性安排,明确指出应加快推动构建清洁、低碳、安全且高效的能源体系,并提出以新能源作为主要电源构建新型电力系统的核心任务。

2021 年 10 月,国务院印发《2030 年前碳达峰行动方案》,明确提出能源转型的重点路径与实施要点,即系统性地推进电力系统重构,确保清洁能源(尤其是新能源)的发电比例在未来发展中实现稳步有序的提升^[5]。2023 年 1 月,国家能源局公布了《新型电力系统发展蓝皮书(征求意见稿)》^[6]。该政策文件旨在阐释未来电力体系的核心特征,并为其演进方向提供清晰的路线图。作为实现碳中和目标的核心支柱,我国已将构建新型电力系统纳入能源转型的战略重心^[7]。随着“双碳”目标的推进,我国能源结构加速向清洁低碳方向转型,新型电力系统建设成为能源革命的核心任务。作为新型电力系统的关键组成部分,用户侧大量接入分布式光伏、储能设备、电动汽车充电基础设施及虚拟电厂等新型电源,深刻重塑了传统电网的运行方式与安全范畴。根据国家能源局 2023 年专项监管数据,用户侧安全管理问题占比高达 81%,暴露了从设备安全到协同治理的全链条挑战。

近年来,用户侧在安全领域面临的风险日益复杂,呈现出多层次、多领域交织的发展态势。分布式光伏组件质量缺陷、电动汽车充电桩过充保护失效、储能系统热失控等设备安全问题频发;电网侧则面临反向重过载、谐波污染及频率稳定性下降等交互性风险^[8]。更严峻的是,网络安全威胁持续升级:新型并网设备身份认证缺失、数据明文传输漏洞以及跨网攻击路径,使电网面临 APT 攻击与虚假信息干扰的潜在危机^[9]。与此同时,安全责任主体界限模糊、市场激励不足、监管技术手段滞后等机制性问题,进一步加剧了用户侧安全治理的复杂性。

近年来,针对新型并网主体的安全风险辨识,已有部分研究取得进展。文献[10]系统梳理了电动汽车与充电设备的安全预警研究方法。文献[11]提

出将改进的 DeepLabV3+ 网络与热斑像素比重模型融合,用于实现光伏组件不同热斑状态的量化评估。文献[12]设计了基于 CUSUM 事件段识别与改进谱聚类的策略,用于锂离子电池内短路故障的有效检测。文献[13]则结合三相负荷的时空特性与配变动态安全负载域模型,实现了配电变压器的周前分相重过载预警。文献[14]提出基于内驱进化预测模型和载荷能力动态评估的方法,实现变压器周前重过载预警。这些研究为提升局部风险识别能力提供了有益探索,但多数仍局限于单模态数据建模或特定设备/场景下的局部预警,在多源信息融合与系统性风险分析方面仍存在明显不足。

为此,本文系统剖析新型并网主体的多模态数据特性,聚焦数据差异性、关联性与协同表征机制,构建面向新型并网场景的多模态大模型技术体系。具体而言,本文提出融合数据集增强生成、跨模态语义对齐与参数高效微调的方法,搭建多模态嵌入结构以实现语义一致性基础上的深度特征对齐与联合风险辨识;同时,引入 VAE-GAN 与 Transformer^[15]相结合的嵌入生成机制,结合低秩微调结构与动态感知差异性处理框架,显著提升模型在复杂运行环境下的泛化能力与边缘部署灵活性。在此基础上,本文进一步提出“网架优化-智能运维-韧性提升”的一体化安全防控对策体系,统筹实现从风险辨识到调控治理的闭环响应机制。相较于已有研究,本文在模态融合深度、风险识别精度及工程部署适应性等方面实现全面突破,为破解用户侧安全治理难题、保障新型电力系统安全稳定运行提供了理论支撑与实践路径,助力“双碳”目标下能源安全战略的高效落地。

1 新型并网主体多模态数据特性分析

1.1 多模态数据源与模态表征

随着电力物联网与数字电网建设的不断深入,尤其在新型并网主体大规模接入的背景下,电力系统运行中所采集和处理的数据呈现出高度多模态化的特征。为系统理解新型并网主体运行过程中多模态数据的分布特性,本节将从数据的来源体系对电力多模态数据进行归纳梳理,并对多模态协同表征思路进行说明,进一步阐述多模态数据融合在并网主体高精度状态识别、风险预警及深度感知等应用场景中的技术意义与核心价值,并为后续高质量大

模型数据集的构建与质量标记提供基础认知框架。

1.1.1 新型并网主体多模态数据的广泛来源

从数据来源来看,新型并网主体多模态数据具有广泛的来源。一方面,电力系统自身不断的信息化和现代化发展使得数据采集装置的数量和类型大大增加,业务之间的互联互通进一步增强,极大地扩展了数据的来源;另一方面,广泛接入的新能源、电动汽车等使得电力系统的开放性进一步增加,与电网具有能量交互的多种能源网,有信息交互的各类信息网,在网络结构、功能控制以及业务交互等方面与电网有着深度耦合关系,进一步增加了新型并网主体多模态数据来源^[16]。

从数据类型来看,新型并网主体多模态数据具有多种数据类型。如图1所示,从业务领域角度将多模态数据分为规划运行数据、运营数据、管理数据、非电能源数据以及非能源数据等。此外,数据的采样频率也是区分数据类型的一个重要维度。根据采样的时间间隔,多模态数据可以进一步被细分为秒级数据、小时级数据,以及日级数据等。同时,从数据获取的方式来看,多模态数据还可以被分为不同的来源类型,例如仿真数据和实际量测数据等。

从数据结构来看,新型并网主体多模态数据具

有丰富的数据结构。具体地说,其涵盖包括新型并网主体设备的电气量、气象系统中的气象参量、社会系统中的信息交互与交易记录数据等结构化数据;包括新型并网主体设备的状态感知图像、环境与场景监控图像以及跨模态生成图像等图像类非结构化数据;以及来自新型并网主体的运维记录、规程制度以及调度命令与控制策略等文本类非结构化数据。

对新型并网主体多模态数据进行数据特性分析,是推进新型储能、虚拟电厂、分布式光伏、充电桩/站等新型并网主体安全管理的关键之一。具体地说,电力系统源-网-储-荷各个环节各类场景均具有多模态数据,且多模态数据从不同角度对新型并网主体场景进行描述,对多模态数据进行数据特性分析能够整合不同角度的新型并网主体场景信息,使多模态信息相互补充和增强,从而有效提高场景感知的精确性。与此同时,在上述场景中,当某一类或几类数据由于感知终端老化、通信故障等出现噪声、丢失或错误时,仍有其他数据作为补充,使得场景感知方法仍然有效,能够一定程度上提高感知方法对数据的容错性。

1.1.2 单模态表征

单模态表征指根据不同模态的数据特征和电力



图1 电力系统多模态数据

Fig. 1 Multi-modal data of power systems

场景特殊性,将单模态数据以向量形式表征,从而反映相应电力场景信息的过程。在多模态场景下,根据不同模态的数据特征进行单模态表征,具有必要性:一方面,多模态数据具有不同的数据形式和物理含义,即多模态数据具有异质性,无法直接对其进行融合,故有必要对多模态数据中的每一类模态进行单模态向量表征,从而基于统一的向量形式进行对齐、融合等进一步分析;另一方面,单一模态表征过程仅专注于该模态数据与电力场景之间的映射关系提取,有助于捕捉该模态数据所包含的电力场景信息,故可为多模态融合提供有利的信息基础。

目前,典型单模态的表征方法的发展经历了从手工特征提取逐步转向数据驱动特征提取的过程。以图像为例,早期方法常采用手工设计算子进行特征提取,如尺度不变特征变换^[17]、方向梯度直方图^[18]等。而当前多采用卷积神经网络直接从数据中学习。同样,在自然语言处理中,最初采用词汇出现次数作为文本表征,而如今更倾向于使用数据驱动的词嵌入表征。如表 1 所示从数据形式、数据来源以及典型的单模态表征及特征提取方法几个方面对新型并网主体多模态数据及其表征方法进行总结。

由表 1 可知,典型的新型并网主体多模态数据包括浮点数据、二进制数据、时间序列、图像/视频以及文本等。由于浮点数据和二进制数据的数据形式较为简单,一般可直接使用相应的机器学习算法进行分析,不需要进行特殊处理,故本节重点对时间序列、图像/视频、文本以及音频的数据表征方法进行介绍。

图 2 展示了几种典型的单模态数据表征过程。由图 2 可知,单模态数据的数据表征过程为,以单模态数据为输入,使用长短期记忆网络(long short term memory, LSTM)、CNN 等深度神经网络对其

进行分析和特征提取,并以神经网络的某一层输出作为单模态数据的向量表征。由于深度神经网络具有多层结构,每个连续的层以更抽象的方式表示数据,故可选择合适的神经网络层作为相应的数据表征。

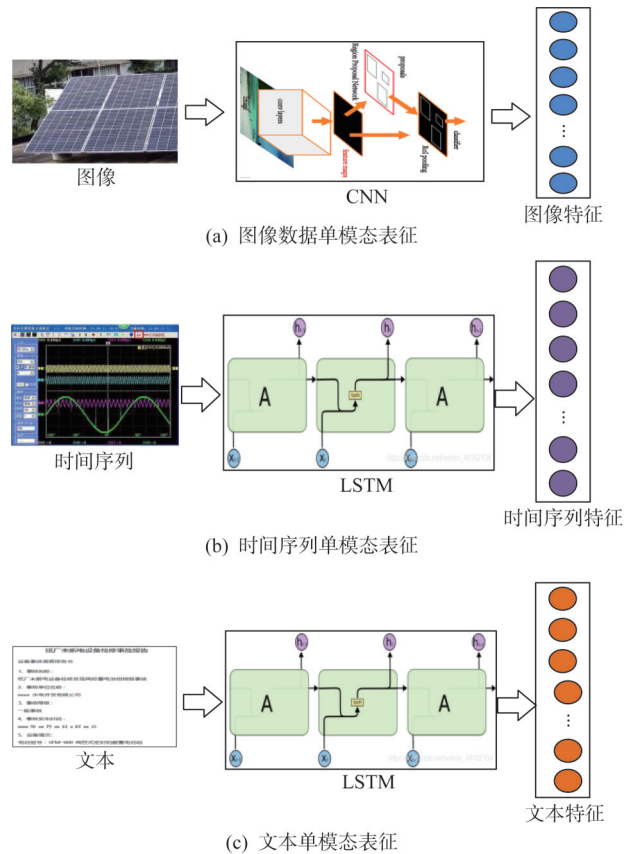


图 2 新型并网主体单模态数据表征

Fig. 2 Unimodal data representation for new grid-connected entities

针对时间序列,需要挖掘其在时间维度上的关联关系,故多使用 LSTM 或一维 CNN 进行数据表征。其中, LSTM 是循环神经网络(recurrent neural network, RNN)的变体,最初由德国计算机科学家 Sepp Hochreiter 和 Jürgen Schmidhuber 于 1997 年提

表 1 新型并网主体多模态数据及其表征方法

Fig. 1 Multimodal data of new grid-connected entities and their characterization methods

序号	数据形式	数据来源	典型的数据表征/特征提取方法	参考文献编号
1	浮点数据	大多数新型并网主体量测数据,如节点电压、电流等。	一般不需要进行特殊处理,可直接使用机器学习算法对相应场景进行处理。	[19-20]
2	二进制数据	开关状态量、控制信号灯。		[21-22]
3	时间序列	由浮点数据构成,如各类监测量,如新能源出力、气象参量等。	LSTM; 1D CNN	[23-24]
4	图像/视频	各类新型并网主体以及周围环境的监测图像/视频	CNN	[25-26]
5	文本	各类检修报告、测试报告等	LSTM; 1D CNN 等	[27-28]

出,旨在解决传统RNN中的长期依赖问题。由于其特殊的结构设置,LSTM能够较好地捕捉和记忆序列中的长期依赖关系,从而在处理时间序列数据时取得了显著成功。而一维CNN可在特定方向上对数据进行卷积操作,有效挖掘时间序列中的局部模式和长期依赖关系,且CNN能够有效减少参数的数量,提高模型的训练效率,故也越来越多地应用在时间序列的特征提取中。与此同时,将LSTM和CNN相结合进行时间序列特征表征的方法也越来越多。实际中,特征表征网络的选择需要考虑时间序列自身特征、神经网络特性以及场景需求等。

针对图像,需要挖掘其在图像二维空间的特征,故多使用CNN进行数据表征。CNN中的卷积操作通过使用小的滤波器在图像上进行滑动,从而实现了对图像局部区域信息的感知。

针对文本数据,由于其具有上下文依赖性,通常采用一维CNN、LSTM或其他类似的RNN架构进行数据表征。对文本数据的数据表征包括编码、特征提取等步骤。

1.1.3 多模态协同表征

多模态协同表征指考虑多模态数据间的对应和关联关系,将多模态数据以向量形式表征,从而反映场景信息的过程^[29]。在部分多模态场景中,多模态数据间具有明显的协同关系,使用协同表征方法能使不同模态间信息相互补充和增强,进一步提高多模态表征的准确性,故在多模态表征过程中考虑协同和联合信息具有必要性。以图像与时间序列结构化数据的协同表征为例,图像中的新型并网主体设备外观状态、环境背景等视觉特征与时间序列中的电压、电流、温度等动态电气量具有高度的时空对应关系。在进行多模态表征时,将图像与结构化数据联合建模,能够充分利用两类模态之间的协同信息,有助于从图像中捕捉设备状态的表征特征,同时借助时间序列数据揭示其演化趋势与行为逻辑,从而提升多模态场景感知的准确性与鲁棒性。

图3为多模态数据表征方法。如图3所示,协同表征在前期分别进行单模态表征,但在后期对它们施加某些约束,使不同模态的表征具有关联和对应关系,式(1)为协同表征的数学表达式。

$$f(x_1) \sim g(x_2) \quad (1)$$

式中: x_1 和 x_2 分别为两个单模态表征; $f(\cdot)$ 和 $g(\cdot)$

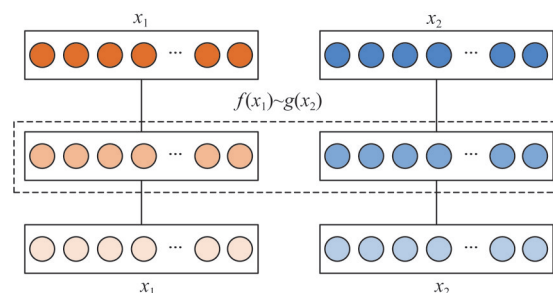


图3 多模态数据表征方法

Fig. 3 Multi-modal data representation methods

分别为 x_1 和 x_2 的映射函数。虽然每种模态的向量表征在进入多模态空间前是独立的,但最终它们之间是协同的(表示为 $\sim$)。这种协同包括最小化余弦距离、最大化相关性,以及强制部分结阶数等。

1.2 多模态数据差异性分析

不同模态的数据具有差异性,将会使多模态大模型对场景感知效果造成很大的影响。因此,本节对新型并网主体多模态数据的差异性现象进行分析,对其在多模态数据集构建过程中产生的影响进行总结,并对应对差异性现象的关键问题进行说明。

1.2.1 语义差异性及其特征同化

新型并网主体多模态数据的语义差异性由数据形式、数据含义以及其对场景的描述方式区别性造成。以充电桩过热场景为例,充电桩监测系统通常同步采集结构化的温度、电流等传感器时间序列数据与非结构化的红外或可见光图像数据。其中,结构化数据以多变量时间序列形式呈现,动态刻画了充电过程中桩体关键部位的温度、电流、电压等参数随时间的变化趋势,反映设备热负荷与运行状态的演变过程;而图像数据则以红外热像或可见光图像的方式提供设备表观的空间温度分布、热斑形态、色温梯度等信息,从视觉角度描述桩体过热的空间分布与严重程度。上述两类数据在表达方式上存在显著差异:一方面,时间序列结构化数据更适合描述过程性、演化型的物理量变化;另一方面,图像数据则更擅长表达空间场景、局部形态与环境上下文。因此,二者在数据形式、物理语义和描述粒度等方面均存在语义差异。如直接将这两种数据特征进行拼接或融合,可能因其特征分布不一致和描述方式差异,导致跨模态交互、互补与对齐效果不佳,进而限制充电桩过热状态感知的准确性和鲁

棒性。

针对语义差异性问题,需要寻找一个联合表征空间,通过分别将不同模态数据映射至联合表征空间,使多模态数据特征在新的空间具有相同或相近的描述方式,进而更好地进行新型并网主体多模态数据融合与场景感知,该过程为寻找联合表征空间的过程,本文将定义为多模态特征同化。图4以充电桩过热场景为例对多模态特征同化进行说明。

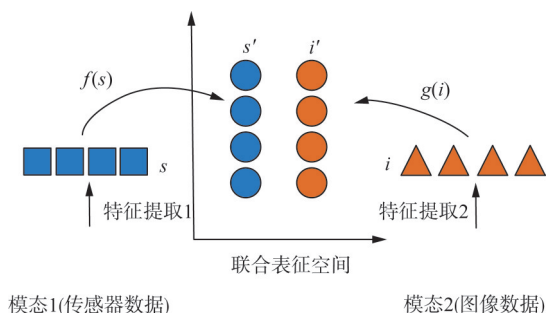


图4 特征同化

Fig. 4 Feature assimilation

具体地说,假设传感器数据特征和图像数据特征分别为 $s \in \mathbf{R}^d$ 和 $i \in \mathbf{R}^{d_i}$ (d_s 、 d_i 分别为传感器数据特征和图像数据特征的维度),特征同化过程为 $s' = f(s)$, $s' \in \mathbf{R}^{d'}$ 和 $i' = g(i)$, $i' \in \mathbf{R}^{d'_i}$ (d'_s 、 d'_i 分别为经同化后传感器数据特征和图像数据特征的维度),即经过特征同化后,将 s 映射至 s' , i 映射至 i' , s' 和 i' 在某一联合表征空间,且二者在该空间的描述方式相同或相近。

1.2.2 感知能力差异性及融合权重决策

多模态感知能力差异性由数据质量、场景感知机制以及特征提取网络等方面的差异性造成,在电力场景中,多模态感知能力差异性十分常见。以充电桩过热识别为例,一方面,充电桩在夏季高温、长时间运行或负载剧烈波动等条件下,常伴随着恶劣的局部热环境。在这种情况下,图像采集过程中可能会受到热气流扰动、光照强烈反射、镜头污染等因素影响,导致图像模糊、颜色失真;同时,温度、电流等传感器也可能因老化、漂移或安装位置偏差造成测量不准,从而降低数据质量。此时,不同模态在观测充电桩过热状态时呈现出质量差异,直接影响其在多模态场景下的感知能力。另一方面,即使图像与结构化传感器数据在数据质量上均较优,它们在感知充电桩过热现象时所依赖的机制

和特征提取方式本身也存在根本差异。图像数据更擅长识别设备表面热斑的空间分布特征与外观异常,而结构化数据则擅长描述内部温度、电流、电压等时序演化特性。由于输入模态、建模结构、特征尺度与网络机制的不同,二者在同一场景下仍可能展现出感知效果的差异性。因此,需要根据多模态数据对电力场景感知能力进行融合权重分配,从而对感知能力较强的模态赋予更高的信任度,对感知能力较弱的模态赋予较小的信任度^[30]。

1.3 多模态数据关联性分析

本节以充电桩过热场景为例,考虑多传感时间序列和充电桩图像的数据属性,考虑充电桩过热形成和表现机制,从单模态内部和多模态之间两个角度对该场景中的多模态数据关联特性进行分析。

1.3.1 多传感器时间序列数据关联性分析

如图5所示,充电桩监测系统所采集的传感器数据以多变量时间序列形式呈现,其中每个时间序列对应特定时间段内某一类型传感器的连续测量记录。在充电桩过热识别场景中这些传感器数据通常包括温度、电流、电压等关键运行参数,具备明显的时间关联性与空间关联性。

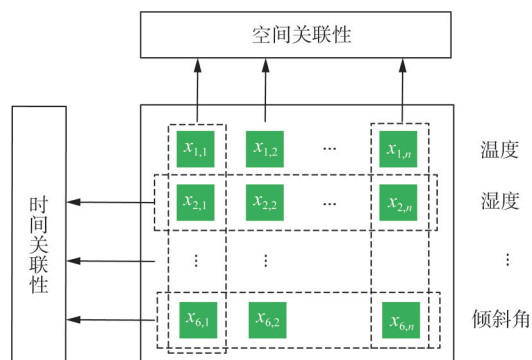


图5 多传感器时间序列关联性示意图

Fig. 5 Multi-sensor time series correlation diagram

时间关联性描述的是每个传感器数据序列在时间维度上的动态演化关系,用于表征充电桩内部过热问题的发展趋势。例如,在某一充电任务周期内,桩体接插件的温度若呈持续上升趋势,往往伴随着电流强度的波动、电压稳定性的下降等现象,这些时间序列中的模式变化可反映设备从正常运行向过热状态演变的过程。因此,必须在时间维度内深入挖掘各序列的变化趋势和内部关联。

空间关联性则刻画了不同监测变量之间的耦合

关系。在实际场景中,温度、电流、电压等传感器之间并非独立,其相互影响、联动表现明显。例如,高电流密度往往带来接触电阻升高,进一步促使局部发热增强;同时,桩体电源模块与充电接口的温升过程之间也存在热扩散通道与相互作用。不同部位的温度传感器数据从不同角度共同构成了对充电桩过热状态的立体刻画。

综上,充电桩过热监测中的多传感器时间序列数据同时具备时间域内的动态特征演化关系与变量间的耦合增强机制。

1.3.2 图像数据关联性分析

CNN被广泛应用在电力图像特征提取中,如图6所示,经过CNN所获得的图像特征具有空间关联性和通道关联性。本节以图6中大小为 $H \times W \times C$ 的电力图像特征为例对上述两类关联特性进行描述。

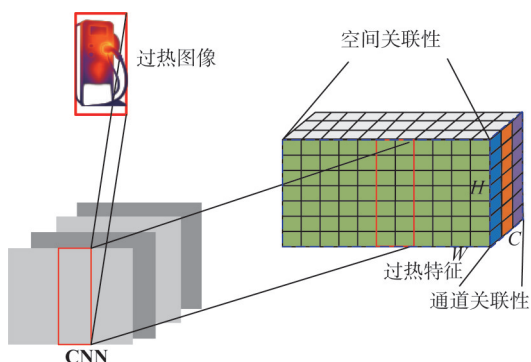


图6 图像数据关联性示意图

Fig. 6 Schematic diagram of image data correlation

空间关联性指图像特征中不同空间元素之间的关联关系。具体地说,经CNN特征提取后,图像特征在 $H \times W$ 空间内与原图像具有一定的对应和映射关系,故原始图像中不同空间元素之间的关联关系被反映至图像特征不同空间元素中,且其能够反映原图像中有关特定场景感知的信息。以充电桩过热等级识别为例,图像特征的空间关联性可提供充电桩关键部位的精确空间位置以及其与环境背景之间的对比差异信息。这两类信息对于识别桩体是否存在过热、以及过热程度等级判断具有关键作用。具体来说,在红外热像或可见光图像中,通过挖掘图像不同空间位置之间的关联关系,可以精确地定位热异常区域的位置,并识别其热扩散范围与局部强度变化,引导CNN模型聚焦于潜在热风险区域,

从而提升过热识别的精度与鲁棒性。此外,图像中目标与背景的对比关系也是空间关联性的重要体现。例如,在可见光图像中,热异常区域可能表现为明显的色彩突变或光斑饱和,而背景区域则相对均匀,具有更低的亮度变化;在红外图像中,若背景为冷色调,而某一局部区域呈现高亮,则大概率对应于异常发热部位。通过对空间元素之间的对比强度建模,可以进一步捕捉充电桩结构与热场分布之间的空间差异性信息,有效增强模型对热故障等级的判别能力。可见,提取图像特征的空间相关性不仅有助于实现对充电桩关键目标区域的精准定位,也为实现目标与背景的有效区分提供了必要信息支持,从而提升对充电桩过热状态及其等级的识别性能。

通道关联性是指图像特征中不同通道之间存在的内在协同关系。具体而言,在CNN对图像进行特征提取的过程中,每个通道所对应的特征图是由一个特定类型的卷积滤波器生成的。不同的滤波器在提取图像特征时关注的重点各不相同,例如某些滤波器专注于边缘信息的检测,另一些则提取角点、纹理或局部结构变化等。每个通道因此编码了一种特定的语义特征。在充电桩过热识别任务中热异常区域往往在图像中表现为结构局部的亮度升高、轮廓模糊、纹理突变或颜色失衡等现象。通过CNN所提取的多通道图像特征,可以分别从多种角度刻画充电桩关键部位的热风险表现。因此,深入挖掘这些通道之间的关联关系,能够将来自不同滤波器的局部语义进行融合和强化,从而更全面地捕捉热异常的判别特征。例如,边缘通道可定位发热区域的边界轮廓,纹理通道可识别热扩散区的纹理变化,而亮度通道则直接刻画温度分布的强度。通过通道间的特征整合机制,可以动态调整各通道在最终判别任务中的权重分配,使模型更聚焦于与“过热”相关的通道特征,提升对复杂热异常场景的适应能力与判别精度。

综上,图像特征内部具有空间和通道关联性,在对其进行充电桩过热状态场景特征提取时,需充分考上述二类关联性。

1.3.3 多模态关联性分析

不同模态特征在新型并网主体场景感知过程中将提供不同类型的信息,如何挖掘不同模态信息之间的关联关系,从而使其相互补充和增强,是多模

态融合过程中需要考虑的问题^[31]。以充电桩过热状态感知为例,传感器数据通常以时间序列形式存在,提供充电过程中的温度、电流、电压等动态演变信息,反映了过热形成的过程性特征及其背后的运行机制;而图像数据则以红外热像或可见光图像的形式提供特定时间点下充电桩表面热分布的直观表达,呈现了过热状态在空间维度上的实时表现。由于这两种模态从时间与空间两个不同角度捕捉充电桩过热状态的信息,在多模态特征融合过程中,需深入挖掘二者之间的关联性,识别其在关键时空节点上的交叉特征。通过对冗余信息的对齐与增强,不仅能够强化热风险的核心共性特征,还可提取出单一模态无法表达的补充信息,从而提升对充电桩过热异常的综合感知能力与识别精度。

2 新型并网主体安全风险辨识关键技术

本文提出的新型并网主体安全风险辨识技术路线以多模态异构数据为核心处理对象,遵循“数据预处理与增强—跨模态语义对齐—模型训练与微调—风险精准辨识”的全流程逻辑。首先,针对新型并网主体产生的时序结构化数据、图像类非结构化数据及文本类非结构化数据,通过专业化预处理技术消除噪声、填补缺失值、规范数据格式,为后续模型训练奠定数据基础;其次,采用多模态数据增强生成机制扩展数据集规模,提升数据多样性与场景覆盖度;在此基础上,通过跨模态语义对齐技术将不同模态数据映射至统一语义空间,实现异构数据的关联融合与一致性表征;最后,构建基于多链路 Transformer 的多模态大模型,结合云-边协同架构完成模型训练,并通过参数高效微调技术适配边缘侧部署需求,最终实现对新型并网主体安全风险的精准、高效辨识。

2.1 面向新型并网主体的多模态大模型数据集预处理技术

随着分布式光伏、储能系统、电动汽车等新型并网主体在配电网中的大规模接入,其运行过程中所产生的多模态数据呈现出显著的模态异构、时空不均、异常频发等特点。要充分发挥多模态大模型在智能运维、故障预测和状态评估中的优势,构建高质量、高可用性的数据集至关重要,而系统化的预处理流程正是确保数据质量的第一道关口。本文从时序类结构化数据、图像类非结构化数据和文本

类非结构化数据三个维度,系统阐述了面向新型并网主体的多模态数据预处理技术体系。

2.1.1 时序类结构化数据预处理

新型并网主体采集的大量电气参数如电压、电流、频率、功率等通常以高频时序的形式记录,具备高维、动态变化和异常频发等特征。为提升其在模型中的可用性,预处理需从异常检测、信号平滑与噪声抑制、缺失值填补3个方面着手^[32]。

1)异常检测与处理:采用 IQR 统计法^[33]识别突变、漂移等点异常,并通过滑动窗口动态更新统计边界,适配光伏输出等随时间变化的非平稳分布。同时引入 Isolation Forest 算法^[34]实现多变量间上下文异常识别,提升对异常模式的全局建模能力,适用于储能系统频繁切换等场景。

2)平滑与去噪:面对多源干扰产生的瞬态波动和采样抖动,提出基于 Attention-Seq2Seq 架构的深度降噪方法。该方法通过编码-解码网络结合注意力机制,对电气序列进行上下文建模,实现噪声的精准剔除与动态特征的保留,显著优于传统滤波算法。

3)缺失值填补:针对传感器故障或通信中断导致的缺失数据,提出两阶段自注意力权重融合(two-stage self-attention weight fusion, TS-SAWF)模型,融合卷积增强的多头自注意力机制与联合优化训练策略,通过双阶段补全与权重融合增强补全准确率。该模型在捕捉时序依赖关系的同时具备良好的并网数据结构适应性^[35]。

2.1.2 图像类非结构化数据预处理

配电网运行监控与设备识别等任务中大量依赖现场图像信息。然而,由于拍摄环境复杂、天气条件变化剧烈以及目标设备尺度小,原始图像常存在模糊、低对比度与高噪声等问题。本文结合图像增强、去雾、降噪与去模糊等技术,提出了一套多步骤图像预处理流程。

1)图像去雾:构建基于暗通道先验与深度学习相结合的密集连接金字塔去雾网络,联合透射率图估计、大气光值估计与图像重建模块,有效还原图像细节与真实色彩。创新引入边缘保护损失函数及多尺度池化机制,解决传统去雾算法边缘模糊与结构失真的问题^[36]。

2)图像降噪与对比度增强:分别采用均值、中值与高斯滤波方法去除噪声,辅以图像锐化技术增

强边缘特征。中值滤波在保护目标结构完整性方面优势突出,适用于椒盐类噪声处理。

3)图像去模糊:提出基于改进多尺度Retinex理论的图像去模糊方法,在HSI色彩空间下仅对亮度通道进行增强,有效防止色彩失真^[37]。结合图像饱和度自适应调整技术,进一步优化图像的视觉质量和信息表达能力,适配大模型感知能力需求^[38]。

2.1.3 文本类非结构化数据预处理

在运维系统中故障告警、巡检记录与维修日志等文本数据蕴含丰富的知识与语义信息,然而其存在表达不规范、领域专业词汇多、语义模糊等问题。为提升大模型对文本信息的理解力,本文从预处理流程与文本建模两方面入手,提出了一套专门适用于新型并网主体的文本清洗与表示方法。

1)专业领域词汇处理:结合电力系统专业词汇与分词模型定制用户词典,解决未登录词频繁出现导致的词边界模糊问题。

2)结构化表示构建:针对文本中的定量信息、单位、故障关键词等,设计正则表达式提取模板,将文本转化为结构化特征集合,支撑向量化表示。

3)向量表达与语义建模:引入BERT^[39]等预训练语言模型,结合专业领域语料进行再训练,构建适配于新型并网文本语义空间的嵌入表达。

4)缺陷分级识别准备:对缺陷文本进行分类标注,如一般、严重、危急三类,支撑后续模型开展监督式风险评估任务。

2.2 面向新型并网主体的多模态大模型数据集构建方法

为提升多模态大模型在新型并网主体运行建模与风险识别中的泛化能力,构建高质量、多样性强、语义一致的多模态训练数据集成为关键任务。新型并网主体在实际运行中产生的数据具有模态异构、时空相关性强、异常状态复杂等特点,本文提出了一种涵盖时序结构化数据、图像类非结构化数据和文本类非结构化数据的三类增强生成机制,实现多模态样本的结构对齐、语义扩展与分布均衡,系统支撑大模型的训练需求。

2.2.1 时序类结构化数据增强方法

针对电压、电流、频率等关键时序电参量数据,构建融合VAE与GAN的混合模型架构^[40],并引入LSTM网络对时间依赖性进行建模,其训练流程如图7所示。该框架在编码器中提取长周期依赖

特征后生成潜在空间表示,通过解码器重构伪造样本,模拟多种并网扰动情形。生成器与判别器采用双分类通道:对抗判别用于提升样本的真实性,辅助判别则聚焦于并网异常状态的精确识别。该机制有效提高了数据分布对实际复杂工况的拟合能力,为大模型提供了高鲁棒性的训练数据基础。

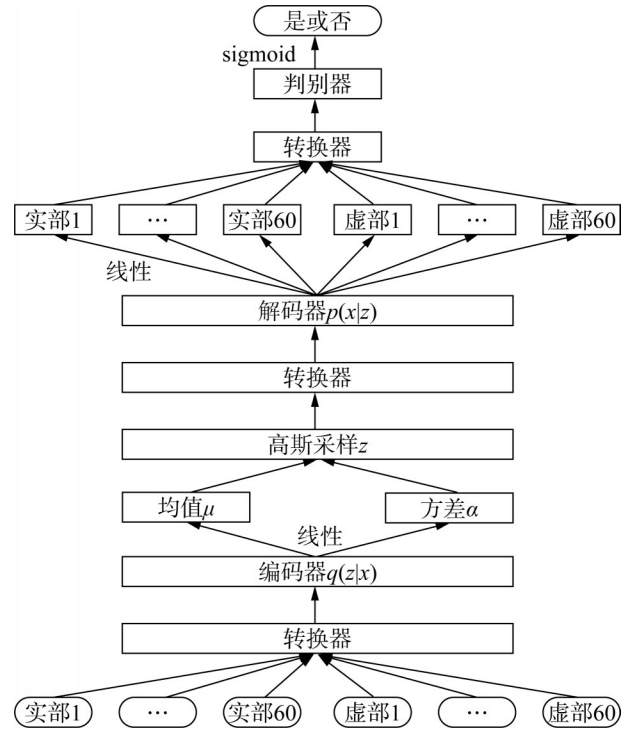


图7 VAE-GAN模型训练流程

Fig. 7 Training process of VAE-GAN model

2.2.2 图像类非结构化数据增强方法

针对新型并网设备(如光伏逆变器、充电桩界面)在图像表达中的小样本问题,基于多尺度注意力和渐进式特征融合的生成对抗网络(generative adversarial network with multi-scale attention and progressive feature fusion, MSA-PF-GAN)^[41],其框架模型如图8所示。该模型通过从多角度提取图像的局部与全局特征,构建特征融合模块,强化对关键故障区域的表征能力。同时,解码器采用逐层上采样策略,有效还原图像细节,克服传统GAN在高分辨率生成上的瓶颈^[42]。多尺度注意力机制聚焦关键视觉区域,判别器通过对抗损失与分类损失的双重损失联合训练,大幅提升了生成图像的可判别性与多样性。该方法不仅拓展了设备图像样本空间,还提高了模型对视觉异常的识别能力,支撑图

像模态的高效增强。

2.2.3 文本类非结构化数据增强方法

文本数据如运行日志、告警描述、故障工单在新型并网场景中同样重要，但普遍面临数据稀疏、语义不均的问题。基于三重多样性文本生成对抗网络(triple diversity text GAN, TDTGAN)框架，通过Perturb-Softmax技术解决离散文本不可微问题，引入RMC结构替代传统LSTM提升上下文建模能力。该模型联合生成器、分类器与判别器^[43]3模块协同优化，判别器仅判断“样本-类别”对是否匹配，而分类器专责类别判别，从而缓解对抗目标冲突。创新引入的动态余弦相似度损失，在保证生成文本语义连贯的前提下进一步提升了样本多样性，克服了专业语义场景中样本生成单一、表达混乱的挑战。最终实现故障文本补全、运维语言增强等任务，显著提升文本模态的表达能力与适配度。

2.3 面向新型并网主体多模态语义模型的跨模态对齐技术

为挖掘多模态数据中的语义关联并支撑风险精准感知，跨模态对齐技术成为核心研究方向，其目标是将电气、视觉、文本3类模态的数据映射到统一的语义空间，实现异构数据的一致性表示与融合。

2.3.1 单模态数据特征映射

基于大规模预训练模型分别构建了电气量、图像、文本3类单模态数据的高维特征表示空间。利用深度神经网络在各自领域的大数据预训练能力，每种模态的数据都被映射为包含丰富语义的嵌入向量：电气量嵌入捕获了时序模式和电气异常特征，图像嵌入体现了设备视觉外观和环境状况，文本嵌入则表达了事件的语义描述和专家知识。这些单模态特征空间为下一步多模态融合提供了输入基础。特别地，本文采用了高效微调技术使得预训练模型能够在有限的配网数据上适应领域需求。同时，通过数据增强和领域知识融合，提高了特征表示对配电网新型并网场景的鲁棒性。需要强调的是，大模型的引入使本文有可能在云-边协同架构中灵活部署：边缘侧设备由于计算资源受限，可预先加载精简的特征提取模型，对本地数据进行初步嵌入提取；而云端聚合来自多个边缘的高维特征进行后续深度分析。这种模式下，单模态特征映射作为前端感知，在边缘侧实时、高效地运行，为云端的多模态语义认知提供源头数据支持。

2.3.2 多模态数据一致性表示

针对新型并网主体跨越电气、视觉、文本3种模态的数据，需要一种能够在同一嵌入特征空间中

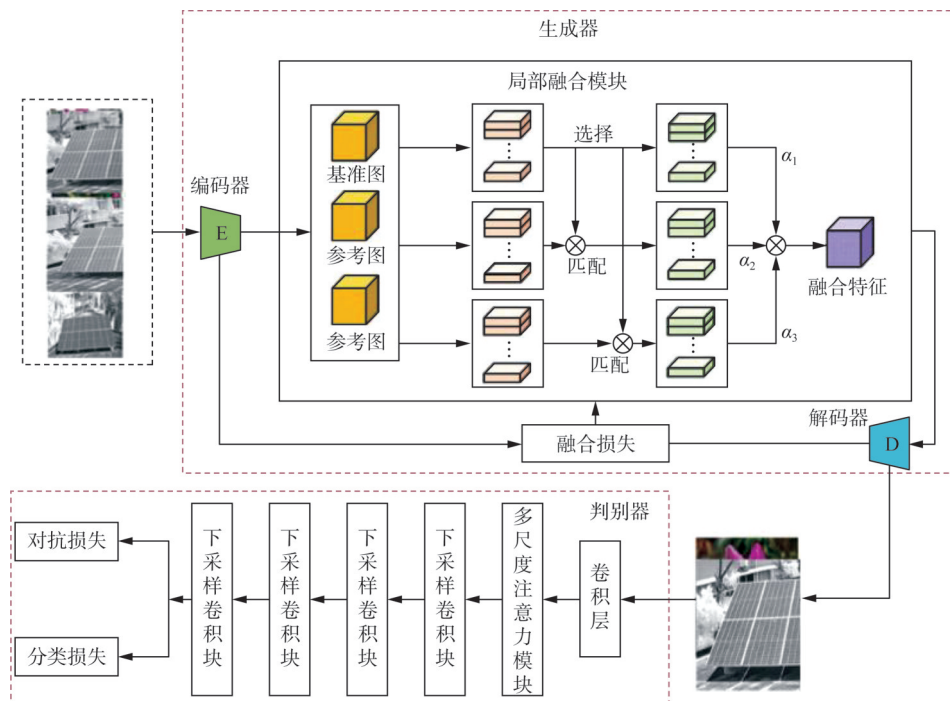


图8 MSA-PF-GAN框架图

Fig. 8 Framework diagram of MSA-PF-GAN

表征不同模态数据语义的方法,即多模态数据的一致性表示。所谓多模态一致性表示,指的是将来源不同的多源数据投影到一个共享的向量空间中,使得语义相关的异构数据在该空间中彼此接近,而语义无关的数据相距较远。换言之,无论信息来自电气量、图像还是文本,只要它们反映了配电网并网主体的同一状态或事件语义,就应当在共同嵌入空间中得到相似的表示向量。例如,现场设备摄像头捕获的“变压器冒烟”图像、一段描述“变压器发生冒烟事故”的文字,以及对应时刻的电气量异常波形,这3种模态的数据都指向“变压器火灾”这一风险事件,它们的嵌入表示应当在语义空间中相互对齐,距离很近。通过这样的统一表示,能在后续的模型中方便地融合多模态信息、比对异构数据的一致性,从而实现跨模态的语义认知与风险识别。

2.3.3 多元风险场景下多模态数据高维嵌入空间的统一

跨模态匹配学习旨在让模型掌握如何在不同模态之间进行相关信息检索和匹配,例如给定一段事故描述能够在图像库中找出对应场景图片,或根据实时监测的电气波形找到匹配的故障类型说明文本。多模态对比学习则是一种自监督训练策略,通过构造正负样本对,促使模型拉近正样本表示、区分负样本表示,从而提高嵌入空间的判别能力。这两者相辅相成:匹配学习提供了明确的跨模态对应监督,对比学习提供了丰富的无标签训练信号,共同提升多模态模型对复杂风险场景的认知能力。

2.4 面向新型并网主体多模态语义模型的训练及微调方法

为实现对配电网中新型并网主体安全风险的精准感知与智能辨识,提出并详细阐述了一套融合多源异构数据的云-边协同解决方案。该方案的核心在于构建基于多链路 Transformer 架构的大模型,并设计了涵盖词源级定制、模态级对齐、样本级决策的多层级云端训练策略,最后通过创新的参数高效微调与模型压缩技术,确保训练完备的大模型能够高效适配并部署于资源受限的边缘侧终端,最终形成从模型结构设计、大规模云端训练到轻量化边缘部署的完整技术链路^[44]。

2.4.1 基于多链路 Transformer 架构的风险辨识多模态大模型构建

本部分提出借鉴混合专家思想的多链路

Transformer 架构,作为风险辨识多模态大模型的核心。该架构在每一层共享自注意力机制以捕获跨模态依赖关系,但在前馈网络层为电气量、图像和文本3种模态分别设计了独立的模态专家网络,实现模态特定特征的深度提取;此外,在高层 Transformer 中引入了多模态融合专家网络,专门处理跨模态交互特征,增强对复合语义的理解。为充分训练此模型,采用了双阶段预训练策略:第一阶段通过图像-文本匹配、图像-文本对比学习^[45]、电气量-文本对比学习任务,利用 Q-Former 模块学习跨模态对齐的统一语义表示;第二阶段将训练好的 Q-Former 输出连接到冻结的语言模型,通过语言模型损失训练模型从图像/电气量输入生成准确的文本描述,最终使模型具备强大的多模态语义理解和表达能力。

2.4.2 基于云端风险辨识的多模态大模型训练方式

该部分设计了在云端实施的多层级联合训练策略,以构建语义高度统一的多模态风险辨识模型。首先,在 Token 级训练阶段,针对电力领域定制了专业分词器,并为文本、图像、电气量分别设计自监督任务,学习各模态内部细粒度语义表征^[46]。其次,在模态级训练阶段,一方面分别对电气量、图像、文本 Transformer 分支进行专门化预训练以充分挖掘模态特征;另一方面,通过跨模态对比学习、跨模态匹配和跨模态生成任务,将3种模态的表示对齐到统一的语义空间,消除“语义鸿沟”。最后,在样本级训练阶段,将同步的电气量序列、现场图像和风险描述文本作为一个整体样本输入,进行端到端的有监督微调,模型通过内部自注意力机制自动融合多模态信息进行风险评估,并采用小学习率或冻结部分层等策略防止灾难性遗忘,显著提升了模型对复杂风险的综合判断能力和泛化性,整个训练过程利用云端分布式和持续学习能力实现高效更新^[47]。

2.4.3 模型参数高效微调技术

为解决云端大模型在边缘设备部署的挑战,本部分重点研究了参数高效微调技术,核心是基于改进的低秩分解旁路网络。该方法冻结原始大模型的所有参数,仅在 Transformer 的每一层注意力模块引入小型可训练的低秩旁路网络,其输出作为原注意力输出的校正项,通过调整少量参数高效逼近全

量微调效果,显著降低计算开销和过拟合风险^[48]。针对新型并网场景对部分模态数据缺失的鲁棒性需求,进一步将低秩矩阵按模态拆分为独立的时序、图像和文本分量,并在低秩压缩后引入交叉注意力机制强化模态间交互,最后通过统一投影矩阵映射到共享特征空间。结合此低秩微调方法,综合应用了剪枝、量化和知识蒸馏等模型压缩技术,成功将亿级参数大模型适配到资源受限的配电终端,实现边缘侧高效推理。

3 新型并网主体安全风险防控挑战

在“双碳”目标的强劲推动下,新型电力系统用户侧正经历着前所未有的深度变革。这一变革的核心驱动力在于分布式光伏、用户侧储能、电动汽车充电桩(站)等新型并网主体的大规模、爆发式接入,以及虚拟电厂、负荷聚合商等新型业务平台的快速兴起。这些变化彻底打破了传统用户侧作为单一负荷的角色定位,使其转变为集“发-储-用”于一体的、具有高度灵活性和互动能力的复杂系统节点。展望未来,用户侧的安全发展呈现出三大显著趋势。

1)主体多元化与场景复杂化:安全责任主体不再局限于电网公司,而是扩展至数量庞大、类型各异的新能源业主、充电桩运营商、储能用户、负荷聚合商甚至个体家庭用户。不同主体的技术能力、管理水平和安全意识差异巨大,且其设备运行场景千差万别,风险形态各异,导致安全监管的覆盖面和精准度面临严峻考验。

2)安全内涵扩展与深化:安全风险已从传统的设备物理安全和人身触电防护,迅速扩展到网络安全、电网交互安全、社会公共安全以及数据隐私安全^[49]等多个维度,安全防护的边界和深度被极大拓宽。

3)技术融合与管理革新:保障安全越来越依赖于智能化、数字化技术的深度融合和管理模式的系统性创新。传统的“事后响应”和“条块分割”管理模式难以适应新型电力系统实时、互动、协同的要求,亟需构建跨专业、跨主体、贯穿全生命周期的主动防御和协同治理体系。

为有效应对这些错综复杂的挑战,构建安全韧性的用户侧生态,必须采取以下系统性的综合防控策略。

1)优化配电网网架结构:提升配电网的承载能力、灵活性和自愈能力,特别是增强对分布式电源高渗透接入、电动汽车无序充电等场景的适应性,解决局部区域反向重过载、电压越限等突出问题^[50],为新型主体安全接入提供坚实的物理基础。

2)构建源网荷储互动管控平台:打造强大的信息-物理系统平台,实现对海量、异构用户侧资源的全域可观、可测、可控、可调。通过精准的状态感知、快速的协调控制和优化的互动策略,平抑波动、消纳风险,保障电网整体运行的稳定与安全。

3)提升新型并网主体的涉网性能:制定并严格执行新型主体的并网技术标准和规范,强制要求其具备必要的电压/频率支撑能力、故障穿越能力、安全防护功能和标准化的通信接口,从源头降低其自身故障和对外部电网的冲击风险。

4)加强网络安全防护技术研发与应用:针对用户侧设备普遍存在的安全短板,研发轻量级、高强度的嵌入式安全芯片、端到端加密技术、入侵检测与防御系统以及安全态势感知平台,构建纵深防御体系,抵御APT攻击、数据篡改、远程控制等高级威胁。

5)构建主动智能运维模式:利用多模态大数据分析、人工智能预测性维护和数字孪生技术,实现对用户侧设备运行状态的实时监测、早期异常诊断和故障精准预测。变“被动抢修”为“主动干预”,提前消除隐患,提升设备可靠性和使用寿命。

6)强化电网对极端灾害的抵御能力:提升配电网在极端天气和网络攻击等极端场景下的生存与快速恢复能力。这包括关键设施的加固、分布式资源的黑启动支撑、弹性运行策略制定以及灾害场景下多源信息的融合研判与应急指挥能力。

4 结语

在“双碳”目标驱动下新型电力系统用户侧因分布式光伏、储能设备及电动汽车充电桩等新型并网主体规模化接入,面临设备安全、电网安全及社会安全的复合型风险挑战。本文通过系统分析多模态数据的异构性、语义差异及关联特性,提出以多模态大模型技术为核心的风险感知框架:基于数据增强生成与跨模态语义对齐方法构建高质量数据集,依托云-边协同架构实现电气量、图像与文本模态的统一语义映射,并通过参数高效微调技术适配边

缘侧轻量化部署,显著提升风险辨识精度。针对安全防控瓶颈,创新性提出“网架优化-智能运维-韧性提升”一体化路径:通过强化配电网对高渗透分布式资源的适应性、构建源网荷储互动管控平台提升协同调控能力;利用多模态大数据分析 with 数字孪生技术实现设备状态实时监测与主动干预;结合关键设施加固、分布式资源黑启动支撑及弹性策略制定,增强电网抵御极端灾害与网络攻击的韧性。

本文为新型电力系统安全治理提供了理论支撑与技术范式,未来需进一步深化多模态模型在复杂风险场景的泛化能力,推动“技术-标准-管理”协同机制落地,并重点完成对所提核心算法的实验验证与算法优化,助力能源转型与安全稳定的协同发展。

参考文献

- [1] 韩富佳,王晓辉,乔骥,等.基于人工智能技术的新型电力系统负荷预测研究综述[J].中国电机工程学报,2023,43(22):8569-8592.
HAN Fujia, WANG Xiaohui, QIAO Ji, et al. Review on artificial intelligence based load forecasting research for the new-type power system[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(22):8569-8592.
- [2] 李响,牛赛.双碳目标下源-网-荷多层评价体系研究[J].中国电机工程学报,2021,41(S1):178-184.
LI Xiang, NIU Sai. Study on multi-layer evaluation system of source-grid-load under carbon-neutral goal[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(S1):178-184.
- [3] 陈胜,卫志农,顾伟,等.碳中和目标下的能源系统转型与变革:多能流协同技术[J].电力自动化设备,2021,41(9):3-12.
CHEN Sheng, WEI Zhinong, GU Wei, et al. Carbon neutral oriented transition and revolution of energy systems: multi-energy flow coordination technology[J]. Electric Power Automation Equipment, 2021, 41(9):3-12.
- [4] 邱伟强,王茂春,林振智,等.“双碳”目标下面向新能源消纳场景的共享储能综合评价[J].电力自动化设备,2021,41(10):244-255.
QIU Weiqiang, WANG Maochun, LIN Zhenzhi, et al. Comprehensive evaluation of shared energy storage towards new energy accommodation scenario under targets of carbon emission peak and carbon neutrality[J]. Electric Power Automation Equipment, 2021, 41(10):244-255.
- [5] 国务院.国务院关于印发2030年前碳达峰行动方案的通知[EB/OL].(2021-10-24)[2023-03-29].http://www.gov.cn/zhengce/content/2021-10/26/content_5644984.htm.
- [6] 国家能源局.国家能源局综合司关于公开征求《新型电力系统发展蓝皮书(征求意见稿)》意见的通知[EB/OL].(2023-01-04)[2023-03-29].http://www.nea.gov.cn/2023-01/06/c_1310688702.htm.
- [7] 康重庆,杜尔顺,李姚旺,等.新型电力系统的“碳视角”:科学问题与研究框架[J].电网技术,2022,46(3):821-833.
KANG Chongqing, DU Ershun, LI Yaowang, et al. Key scientific problems and research framework for carbon perspective research of new power systems[J]. Power System Technology, 2022, 46(3):821-833.
- [8] 李浩,曹华珍,吴亚雄,等.含光伏低压配电网末端功率-电压控制方法[J].南方电网技术,2022,16(11):139-148.
LI Hao, CAO Huazhen, WU Yaxiong, et al. Edge-side power-voltage control method of low voltage distribution network with PV systems[J]. Southern Power System Technology, 2022, 16(11):139-148.
- [9] 周劭英,张晓,邵立嵩,等.新型电力系统网络安全防护挑战与展望[J].电力系统自动化,2023,47(8):15-24.
ZHOU Jieying, ZHANG Xiao, SHAO Lisong, et al. Challenges and prospects of cyber security protection for new power system[J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(8):15-24.
- [10] 高辉,彭成薇,李炜卓,等.电动汽车与充电设备充电安全预警研究综述[J].电力系统自动化,2024,48(7):47-61.
GAO Hui, PENG Chengwei, LI Weizhuo, et al. Review on early warning of charging safety for electric vehicles and charging equipment[J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(7):47-61.
- [11] 陈雷,刘波,孙凯,等.基于改进DeepLabV3+网络的光伏组件热斑故障识别及状态量化评估方法研究[J].太阳能学报,2025,46(3):445-453.
CHEN Lei, LIU Bo, SUN Kai, et al. Research on hot spot fault identification method and state quantitative evaluation of photovoltaic module based on improved DeepLabV3+ network[J]. Acta Energiae Solaris Sinica, 2025, 46(3):445-453.
- [12] 肖先勇,陈智凡,汪颖,等.基于累积和事件段识别与改进谱聚类的锂离子电池储能系统内短路故障检测方法[J].电网技术,2024,48(2):658-670.
XIAO Xianyong, CHEN Zhifan, WANG Ying, et al. Internal short circuit fault detection in li-ion battery storage system based on cusum event segment identification and improved spectral clustering algorithm[J]. Power System Technology, 2024, 48(2):658-670.
- [13] 何华锦,任洲洋,冯健冰,等.考虑三相负荷时空特性和配变动态安全负载域的配变周前分相重过载预警方法[J/OL].电工技术学报,1-17[2025-07-17].<https://doi.org/10.19595/j.cnki.1000-6753.tces.241943>.
HE Huajin, REN Zhouyang, FENG Jianbing, et al. Week-ahead phase-separated overload warning method for distribution transformers considering the spatiotemporal characteristics of three-phase loads and the dynamic safety loading region[J/OL]. Transactions of China Electrotechnical Society, 1-17[2025-07-17]. <https://doi.org/10.19595/j.cnki.1000-6753.tces.241943>.
- [14] 张海峰,任洲洋,冯健冰,等.基于内驱进化预测模型和载能力动态评估的变压器周前重过载预警方法[J].电网技术,2024,48(10):4349-4358.
ZHANG Haifeng, REN Zhouyang, FENG Jianbing, et al. A week-ahead heavy and overload warning strategy based on an endogenous evolutionary forecasting model and a transformer rating dynamic evaluation method[J]. Power System Technology, 2024, 48(10):4349-4358.
- [15] CHEN T, ZHANG C, JING W, et al. State of health estimation for lithium-ion batteries using separable logsparse self-attention transformer[J]. IEEE Transactions on Instrumentation

- and Measurement, 2025.
- [16] LEE S, CHOI D H. Multilevel deep reinforcement learning for secure reservation-based electric vehicle charging via differential privacy and energy storage system[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2024, 73(8): 11097 – 11109.
 - [17] LIU X, ZHAO X, XIA Z, et al. Secure outsourced SIFT: Accurate and efficient privacy-preserving image SIFT feature extraction[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2023 (32): 4635 – 4648.
 - [18] PAL K, NAMRATA K, AKELLA A K, et al. Machine learning based image pattern recognition using histogram of oriented gradient for islanding detection[J]. IEEE Access, 2025(356): 41 – 45.
 - [19] 程志友, 汪德胜. 基于机器学习与疫情关联特征的短期负荷预测[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(23): 1 – 8.
CHENG Zhiyou, WANG Desheng. Short-term load forecasting based on machine learning and epidemic association features [J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(23): 1 – 8.
 - [20] 彭宇文, 林镇宏, 黄京苑, 等. 基于 EEMD 和 BiGRU-Attention 的短期风电功率预测方法[J/OL]. 南方电网技术, 1 – 10 [2025 – 07 – 19]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/44.1643.TK.20250506.1419.006.html>.
PENG Yuwen, LIN Zhenhong, HUANG Jingyuan, et al. Short-term wind power prediction method based on eemd and bigru-attention[J/OL]. Southern Power System Technology, 1 – 10 [2025 – 07 – 19]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/44.1643.TK.20250506.1419.006.html>.
 - [21] ZHU Qiankun, LI Wenqi, WANG Xianyu, et al. Anomaly detection in bridge structural health monitoring via 1D-LBP and statistical feature fusion[J]. Structures, 2024(70): 107734. 1 – 107734. 12.
 - [22] ITO N, HASHIMOTO M, OTSUKA A. Feature extraction methods for binary code similarity detection using neural machine translation models [J]. IEEE Access, 2023 (11): 102796 – 102805.
 - [23] 马恒瑞, 袁傲添, 王波, 等. 基于深度学习的负荷预测研究综述与展望[J]. 高电压技术, 2025, 51(3): 1233 – 1250.
MA Hengrui, YUAN Aotian, WANG Bo, et al. Review and prospect of load forecasting based on deep learning [J]. High Voltage Engineering, 2025, 51(3): 1233 – 1250.
 - [24] AHN J, LEE Y, HAN B, et al. A highly effective and robust structure-based LSTM with feature-vector tuning framework for high-accuracy SOC estimation in EV [J]. Energy, 2025 (325): 136134. 1 – 136134. 15.
 - [25] 王妮妮, 马萍, 张宏立, 等. 基于多尺度深度卷积网络特征融合的滚动轴承故障诊断[J]. 太阳能学报, 2022, 43(4): 351 – 358.
WANG Nini, MA Ping, ZHANG Hongli, et al. Fault diagnosis of rolling bearing based on feature fusion of multi-scale deep convolutional network [J]. Acta Energiæ Solaris Sinica, 2022, 43(4): 351 – 358.
 - [26] DRIR N, CHEKIREF F, MELLIT A, et al. Hybrid CNN-EML model for fault diagnosis in Electroluminescence images of photovoltaic cells [J]. Renewable Energy, 2025 (250): 123343. 1 – 123343. 11.
 - [27] 陈鹏, 邵彬, 石英, 等. 融合 BERT、双向长短期记忆网络和条件随机场的电力设备缺陷文本实体抽取[J]. 电网技术, 2023, 47(10): 4367 – 4376.
CHEN Peng, TAI Bin, SHI Ying, et al. Text entity extraction of power equipment defects based on BERT-BI-LSTM-CRF algorithm[J]. Power System Technology, 2023, 47(10): 4367 – 4376.
 - [28] LIU Y, LI K, YAN D, et al. A network-based CNN model to identify the hidden information in text data [J]. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2022 (590): 126744. 1 – 126744. 11.
 - [29] 王红霞, 王波, 董旭柱, 等. 面向电力多模态融合的语义差异性和感知能力差异性分析方法[J]. 高电压技术, 2024, 50 (9): 4037 – 4047.
WANG Hongxia, WANG Bo, DONG Xuzhu, et al. Semantic difference and performance difference analysis method for power multimodal data fusion [J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(9): 4037 – 4047.
 - [30] CUI S, CHEN W, XIONG W, et al. SiMultiF: a remote sensing multimodal semantic segmentation network with adaptive allocation of modal weights for siamese structures in multi-scene [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2025(63): 1107 – 1118.
 - [31] 黄光攀, 张林鎰, 任峰, 等. 基于单源性评估的低压电气设备红外与可见光图像配准[J]. 红外与激光工程, 2025, 54(6): 347 – 360.
HUANG Guangpan, ZHANG Linxuan, REN Feng, et al. Infrared and visible image registration of low-voltage electrical equipment based on homography evaluation [J]. Infrared and Laser Engineering, 2025, 54(6): 347 – 360.
 - [32] 贾景龙, 张沈习, 李珂, 等. 基于 ARIMA 和 HO-BiLSTM 的变压器监测数据清洗方法[J/OL]. 高电压技术, 1 – 11 [2025 – 06 – 30]. <https://doi.org/10.13336/j.1003-6520.hve.20241594>.
JIA Jinglong, ZHANG Shenxi, LI Ke, et al. Transformer monitoring data cleaning method based on ARIMA and HO-BiLSTM[J/OL]. High Voltage Engineering, 1 – 11 [2025 – 06 – 30]. <https://doi.org/10.13336/j.1003-6520.hve.20241594>.
 - [33] BASUMATARY H, KHATUA M, NATH S. False data injection attack detection in EV charging network using NARX neural network [J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2025.
 - [34] XU H, PANG G, WANG Y, et al. Deep isolation forest for anomaly detection [J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2023, 35(12): 12591 – 12604.
 - [35] CHEN L, XU Y, ZHU Q X, et al. Adaptive multi-head self-attention based supervised VAE for industrial soft sensing with missing data [J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2023, 21(3): 3564 – 3575.
 - [36] 李海燕, 乔仁超, 李海江, 等. 基于全局残差注意力和门控特征融合的 CNN-Transformer 去雾算法[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2025, 46(1): 26 – 34.
LI Haiyan, QIAO Renchao, LI Haijiang, et al. CNN-transformer dehazing algorithm based on global residual attention and gated feature fusion [J]. Journal of Northeastern University(Natural Science), 2025, 46(1): 26 – 34.
 - [37] WU T, WU W, YANG Y, et al. Retinex image enhancement based on sequential decomposition with a plug-and-play framework [J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2023, 35(10): 14559 – 14572.
 - [38] 牛海清, 吴炬卓, 许佳, 等. 考虑尺度间相关性的电缆瓷套终

- 端红外图像去噪[J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2017, 45(4):15-21.
- NIU Haiqing, WU Juzhuo, XU Jia, et al. Denoising of infrared images of porcelain sleeve cable terminal considering inter-scale correlation[J]. Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition), 2017, 45(4):15-21.
- [39] 吴兴扬, 戴剑丰. 基于多尺度自适应时空图卷积网络与BERT模型的多节点短期负荷预测[J/OL]. 电网技术, 1-17 [2025-06-30]. <https://doi.org/10.13335/j.1000-3673.pst.2024.1895>.
- WU Xingyang, DAI Jianfeng. Multi-node short-term load forecasting based on multi-scale adaptive spatio-temporal graph convolutional network and BERT model[J/OL]. Power System Technology, 1-17 [2025-06-30]. <https://doi.org/10.13335/j.1000-3673.pst.2024.1895>.
- [40] 张钊光, 蒋庆磊, 詹瑜滨, 等. 基于VAE-GAN数据增强算法的小样本滚动轴承故障分类方法[J]. 原子能科学技术, 2023, 57(S1):228-237.
- ZHANG Zhaoguang, JIANG Qinglei, ZHAN Yubin, et al. VAE-GAN data enhancement networks-based model for rolling bearing few-shot fault classification[J]. Atomic Energy Science and Technology, 2023, 57(S1):228-237.
- [41] LIU Q, MENG X, SHAO F, et al. PSTAF-GAN: progressive spatio-temporal attention fusion method based on generative adversarial network[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2022(60):1-13.
- [42] 何志甘, 范彦琨, 付胜宪. 面向柔性直流阀厅多模态感知数据的风险预测模型[J]. 南方电网技术, 2023, 17(7):19-26.
- HE Zhigan, FAN Yankun, FU Shengxian. Risk prediction model for multi-modal perception data of flexible HVDC valve hall[J]. Southern Power System Technology, 2023, 17(7):19-26.
- [43] LEE S, LIU L, CHOI W. Iterative translation-based data augmentation method for text classification tasks[J]. IEEE Access, 2021(9):160437-160445.
- [44] 左建辉, 石访, 宋雪萌, 等. 主动学习与自训练相结合的电网暂态电压稳定评估方法[J/OL]. 电力系统自动化, 1-13 [2025-06-30]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/32.1180.TP.20250616.1005.004.html>.
- ZUO Jianhui, SHI Fang, SONG Xuemeng, et al. Transient voltage stability assessment method for power grids combining active learning and self-training[J/OL]. Automation of Electric Power Systems, 1-13 [2025-06-30]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/32.1180.TP.20250616.1005.004.html>.
- [45] 赵宏, 王贺, 李文改. 对比学习改进文本生成图像方法的研究[J/OL]. 计算机工程与应用, 1-13 [2025-06-30]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2127.TP.20240909.1436.016.html>.
- ZHAO Hong, WANG He, LI Wengai. Research on improving text-to-image generation method through contrastive learning[J/OL]. Computer Engineering and Applications, 1-13 [2025-06-30]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2127.TP.20240909.1436.016.html>.
- [46] 张珂, 郑朝辉, 石超君, 等. 基于多模态对比学习的输电线路螺栓缺陷分类[J]. 高电压技术, 2025, 51(2):630-641.
- ZHANG Ke, ZHENG Zhaoye, SHI Chaojun, et al. Transmission line bolt defects classification based on multi-modal contrastive learning[J]. High Voltage Engineering, 2025, 51(2):630-641.
- [47] 李浩, 邢志远, 李琳利, 等. 基于多智能体的工业数字孪生系统云边端架构与关键技术[J]. 计算机集成制造系统, 2024, 30(11):3755-3770.
- LI Hao, XING Zhiyuan, LI Linli, et al. Cloud-edge-device system architecture and key technologies of industrial digital twin system based on multi-agent[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2024, 30(11):3755-3770.
- [48] LIU J, LIAO Y, XU H, et al. Adaptive parameter-efficient federated fine-tuning on heterogeneous devices[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2025(109):3586644. 1-3586644. 18.
- [49] LU C, CUI J, WANG H, et al. Privacy preserving user energy consumption profiling: from theory to application[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2023, 15(2):2332-2347.
- [50] 廖家齐, 于若英, 刘瑜俊, 等. 基于自适应高斯混合模型的含高渗透率分布式光伏电力系统风险评估[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(19):144-156.
- LIAO Jiaqi, YU Ruoying, LIU Yujun, et al. Risk assessment of a power system with a high penetration of distributed photovoltaic based on self-adaptive Gaussian mixture model[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(19):144-156.

收稿日期: 2025-07-01

作者简介:

王波(1978), 男, 教授, 博士生导师, 博士, 研究方向为电力深度视觉和电力大数据, whwdwb@whu.edu.cn;

马富齐(1994), 男, 通信作者, 副教授, 博士, 研究方向为防灾减灾与安全、电力安全影像解译和边缘智能, whumfq@whu.edu.cn;

王红霞(1995), 女, 博士研究生, 研究方向为电力大数据及多模态数据融合, 2018282070092@whu.edu.cn。