

山东电力技术

SHANDONG ELECTRIC POWER

山东电力技术



能源动力技术实验室



国网山东省电力公司主办

ISSN 1007-9904



2025.11 第52卷
2025年11月

2025年 第52卷 第11期 (总第336期)

收录情况

中国科技核心期刊
中国核心期刊（遴选）数据库收录期刊
中国期刊全文数据库（CJFD）收录期刊
中文科技期刊数据库收录期刊
波兰 ICI World of Journals 数据库收录期刊
美国《乌利希期刊指南》收录期刊
瑞典开放获取期刊目录（DOAJ）收录期刊
美国 EBSCO 学术数据库收录期刊

山东电力技术
SHANDONG DIANLI JISHU
(月刊)

1974 年创刊 2025 年第 11 期
第 52 卷（总第 336 期）
2025 年 11 月 25 日出版

主管单位：国网山东省电力公司
主办单位：国网山东省电力公司
编辑出版：《山东电力技术》编辑部
地址：济南市市中区望岳路 2000 号
邮政编码：250003
电话：(0531) 67982997
电子信箱：sddljs@sina.com
网址：sddljs.cbpt.cnki.net
印刷：济南浪宇印刷有限公司
发行：公开发行 自办征订
定价：18.00 元/册

《山东电力技术》编辑委员会

顾问：陈维江 郑建华 侯保荣 雷清泉 王成山
主任：孙岗

副主任：王伟胜 吴文传 刘玉田 陈志勇 梁作宾
田健

委员：（按姓氏笔画为序）

丁磊 丁勇 王波 王建东 孙波
孙树敏 严志国 苏洲 吴秋伟 赵艳雷
姜雨泽 郭锐 彭道刚 董泽 程新功

青年编委主任委员：姚伟 李正烁

青年委员：（按姓氏笔画为序）

丁涛 王士柏 王中冠 王彬 巨云涛
牛涛 刘晓明 许寅 李志刚 李知艺
杨越 沈欣炜 陈思捷 郑伟业 钟海旺
高嵩 常馨月 薛屹洵

主编：吴文传 孟瑜

执行主编：马艳

责任编辑：郑天茹 姜婷婷 张丹丹 车永强

中国标准连续出版物号：

ISSN 1007-9904

CN 37-1258/TM

期刊基本参数：

CN 37-1258/TM*1974*m*A4*128*zh*P* ¥18.00*8000*11*2025-11*n

《山东电力技术》连续入选 中国科技核心期刊



特约专栏主编简介



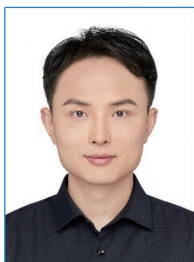
班明飞，博士，东北林业大学电气专业副教授、博士生导师，黑龙江省高层次人才。主要研究方向为电力系统优化运行与控制，包括电力系统减污降碳协同优化、寒地综合能源系统规划与运行、无电林区孤岛型微电网等。主持国家自然科学基金、国家外专局外国专家项目、黑龙江省自然科学基金优秀青年项目及其他研究课题 20 余项，发表学术论文 80 余篇。获黑龙江省科技进步二等奖等科研奖励，担任 IEEEP&ES 寒冷地区可再生能源电-热消纳技术分会常务理事及 IEEE TSG、IEEE TSE、Applied Energy 等期刊特约编辑、审稿人。



李知艺，博士，浙江大学电气工程学院研究员、博导。IEEE Senior Member、中国电机工程学会高级会员、中国电工技术学会高级会员。主要研究方向为智能配电网规划与运行、新一代数字化技术在电力系统中的应用等。发表 SCI/EI 检索论文 190 余篇，获授权发明专利 20 余项。根据 Google Scholar 统计，论文总被引 8700 余次 (h 指数 55)。获 IET Premium Award，入选中国电机工程学会“青年人才托举”工程、中国科协“科技智库青年人才”计划，连续入选斯坦福大学发布的“全球前 2% 科学家”榜单。担任 IEEE TSG、IEEE TSTE 等 10 余本知名期刊的编委 / 副编辑。



仪忠凯，博士，哈尔滨工业大学电力系统研究所副所长，副教授，博士生导师，IET Renewable Power Generation 编委。主要研究方向为机器学习、优化理论在电力系统和虚拟电厂运行调控。主持国家自然科学基金、国家重点研发计划任务、国网总部科技课题等 14 项科技项目，获 NeurIPS 虚拟电厂调度大赛全球冠军、黑龙江省科学技术进步一等奖、电力科技创新一等奖、全国发明展金奖、北京市优秀博士学位论文等科研奖励。



施星宇，博士，长沙理工大学电气与信息工程学院副教授，博士生导师，主要研究方向为：电力电子化电力系统建模与稳定性控制，交通与能源融合等。入选湖南省青年人才计划。主持国家自然科学基金面上项目、青年项目等科研项目，曾获中国职业安全健康协会科技进步一等奖（排 2）、中国安全生产协会安全技术进步奖二等奖（排 3）、公共安全科学技术进步奖二等奖（排 2）等奖励。授权发明专利 10 余项；以第一作者或通讯作者发表 SCI/EI 期刊论文十余篇。

特约主编寄语

我国高寒地区分布着大量新能源基地，受极端低温、冰雪灾害等独特气候与环境的影响，新能源出力呈现高随机性和强波动性，电力系统运行方式频繁剧烈变化，导致电网长期面临因灵活资源不足引发的弃风限电、供暖保供失衡等问题，严重制约了寒冷地区新型电力系统面向“双碳”目标的高质量运行。当前，亟须结合高寒地区气候特性与资源禀赋，通过技术-政策双轮驱动提升系统灵活性与稳定性。在此背景下，《山东电力技术》特设“高寒地区电网规划与运行控制技术”专栏，聚焦网络建模、安全评估、优化调度和市场政策等维度，系统总结高寒地区电网规划与运行控制的关键技术挑战与创新实践。本专栏旨在搭建理论探索与技术应用交流平台，促进高校、科研院所、电力公司及设备厂商的深度协作，为高寒地区能源结构优化调整、绿色低碳转型提供前沿理论支撑与实证经验。

目次

高寒地区电网规划与运行控制技术

- 高寒地区综合能源系统示范工程现状与展望 赵日浩,孙允,王悦,李知艺(1)
- 考虑灵活资源参与的多能耦合系统风险响应与调控 何荣凯,李万信,唐华,张涛,潘超(13)
- 地线取能装置低温稳定性分析及优化 赵东生,范亚洲,王开金,杨军(33)

配电网

- 计及虚假信息注入攻击检测的主动配电网预测辅助状态估计
..... 张晟,姜宇森,林瞳,阮欣雨,徐俊俊(42)
- 基于改进K-means和Cluster-GAN的配电网网格划分与负荷聚类
..... 徐春雷,焦昊,马洲俊,肖茂然,殷俊杰(52)
- 基于改进型Yolov10的配电架空线路绝缘子缺陷检测 刘合金,苏国强,左新斌,和家慧,张鹏平(67)

源网荷储协调互动

- 基于电动汽车负荷预测误差优化广播电价的光伏微电网调度策略
..... 李萌,石雨帆,王者龙,江源,许帅(76)
- 基于分级需求响应机制的微电网优化调度策略 张杰,潘守翡,胡丛飞,刘浩,王晓璐(88)

新能源

- 基于多尺度主导成分分析与混合数据驱动模型的短期风电功率预测
..... 范晨亮,尚浩,阎喜宏,付文龙(100)
- 考虑安全约束的新能源电力系统低碳经济调度 郭岩,杨凡,邱生敏(108)
- 基于CWOA-BILSTM的光伏功率双层预测结构建模及研究 仇志鑫,唐亮,王洪礼(118)

CONTENTS

• Power Grid Planning and Operation Control Technologies in Alpine Region •

Status and Prospects of Pilot Projects of Multi-energy Systems in Alpine Region

..... ZHAO Yuehao, SUN Yun, WANG Yue, LI Zhiyi(1)

Risk Response and Regulation of Multi-energy Coupling Systems Considering Flexible Resources Participation

..... HE Rongkai, LI Wanxin, TANG Hua, ZHANG Tao, PAN Chao(13)

Analysis and Optimization of Low-temperature Stability of Ground Wire Energy Harvesting Device

..... ZHAO Dongsheng, FAN Yazhou, WANG Kaijin, YANG Jun(33)

• Distribution Network •

A Forecasting-aid State Estimation Method for Distribution Networks With False Data Injection Attack Detection

..... ZHANG Sheng, JIANG Yusen, LIN Tong, RUAN Xinyu, XU Junjun(42)

Meshing and Load Clustering in Distribution Networks Based on Improved K-means and Cluster Generative

Adversarial Network XU Chunlei, JIAO Hao, MA Zhoujun, XIAO Maoran, YIN Junjie(52)

Defect Detection of Overhead Line Insulators in Power Distribution Networks Based on Improved Yolov10

..... LIU Hejin, SU Guoqiang, ZUO Xinbin, HE Jiahui, ZHANG Pengping(67)

• Source-Grid-Load-Storage Coordinated Interaction •

Photovoltaic Microgrid Scheduling Strategy With Optimized Broadcast Tariffs Based on Electric Vehicle Load

Forecast Error LI Meng, SHI Yufan, WANG Zhelong, JIANG Yuan, XU Shuai(76)

Optimization Scheduling Strategy for Microgrids Based on Hierarchical Demand Response Mechanism

..... ZHANG Jie, PAN Shoufei, HU Congfei, LIU Hao, WANG Xiaolu(88)

• New Energy •

Short-term Wind Power Prediction Based on Multi-scale Dominant Component Analysis and Hybrid Data-driven

Model FAN Chenliang, SHANG Hao, CHUANG Xihong, FU Wenlong(100)

Low-carbon Economic Dispatching of Renewable Energy Power System Considering Security Constraints

..... GUO Yan, YANG Fan, QIU Shengmin(108)

Modeling and Study of a Two-layer Prediction Structure for Photovoltaic Power Based on CWOA-BiLSTM

..... QIU Zhixin, TANG Liang, WANG Hongli(118)

SHANDONG ELECTRIC POWER

(Monthly, Started in 1974)

Administration State Grid Shandong Electric Power Company

Sponsor State Grid Shandong Electric Power Company

Edited by Editorial Department of Shandong Electric Power

Chief Editor WU Wenchuan MENG Yu

Address No.2000, Wangyue Road, Jinan, China 250003

DOI: 10.20097/j.cnki.issn1007-9904.240476

·高寒地区电网规划与运行控制技术·

高寒地区综合能源系统示范工程现状与展望

赵曰浩^{1*}, 孙允¹, 王悦¹, 李知艺²

(1. 国网山东省电力公司济宁供电公司, 山东 济宁 272000; 2. 浙江大学电气工程学院, 浙江 杭州 310027)

摘要:高寒地区综合能源系统通过多能互补与协同促进可再生能源消纳,提升系统整体能效水平。文中梳理分析国内外高寒地区综合能源系统示范工程现状,总结国内外示范工程实践经验。国内外的示范工程实践表明,高寒地区建设综合能源系统可促进随机可再生能源发电的消纳利用,提升能效,增加运行经济性。通过对比国内外高寒地区综合能源系统示范工程,查找出国内外相关示范工程的差异和差距。结合目前我国高寒地区综合能源系统的发展现状,给出我国高寒地区未来综合能源系统发展的建议。

关键词:高寒地区;综合能源系统;示范工程;可再生能源

中图分类号:TM7;TK01

文献标志码:A

文章编号:1007-9904(2025)11-0001-12

Status and Prospects of Pilot Projects of Multi-energy Systems in Alpine Region

ZHAO Yuehao^{1*}, SUN Yun¹, WANG Yue¹, LI Zhiyi²

(1. State Grid Jining Power Supply Company, Jining 272000, China;

2. College of Electrical Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China)

Abstract: Multi-energy systems in alpine areas promote renewable energy consumption through multi-energy complementarity and synergy, enhancing the system's overall energy efficiency. The status of multi-energy systems pilot projects in alpine areas, both domestically and internationally, is reviewed and analyzed. Practical experiences from these pilot projects are also summarized. The projects demonstrate that constructing multi-energy systems in alpine areas can facilitate the use of intermittent renewable energy, improve energy efficiency, and enhance operational economy. By comparing these pilot projects, differences and gaps are identified. Based on the current development status of multi-energy systems in China's alpine regions, recommendations are proposed for future development.

Keywords: alpine areas; multi-energy systems; pilot projects; renewable energy

0 引言

目前,环境污染、气候变化和能源短缺问题日益严峻,能源安全供应及消费倍受挑战^[1]。近年来,为提供安全、经济、绿色的能源,美国、德国、英国等先进发达国家非常重视综合能源系统的发展,建设了一批综合能源系统示范工程^[2-3]。

“双碳”目标提出后,我国新能源发电装机及新型电力系统建设速度加快^[4-5]。多能互补综合能源系统可促进新能源消纳利用,进一步促进新型电力

系统的发展。综合化是新型电力系统的典型发展趋势之一,新型电力系统和清洁能源的发展需要从综合能源角度全局统筹规划设计^[6]。国家发展改革委、国家能源局在2021年发布《关于推进电力源网荷储一体化和多能互补发展的指导意见》,旨在通过多能互补的综合能源方式提升能源清洁化率及电力系统运行效率^[7]。此外,国家能源局曾于2017年公布首批23个多能互补集成优化示范工程,有力推动了我国多能互补综合能源系统的工程示范及建设落地^[8]。

高寒地区综合能源系统是我国新型电力系统及综合能源系统的重要组成部分,具有高海拔、高纬度、冬季严寒低温等鲜明特点^[9]。高寒地区冬季漫

基金项目:国家自然科学基金项目(52477132);山东省自然科学基金项目(ZR2025QC1160)。

National Natural Science Foundation of China (52477132); Shandong Provincial Natural Science Foundation(ZR2025QC1160)。

长且低温,极端事件频发,会对各类核心技术装备的正常运行产生不良影响。例如,在冬季低温时(温度可达 $-40\text{ }^{\circ}\text{C}$),我国东北和西北地区的气体绝缘开关设备中的 SF_6 气体会因低温发生液化,绝缘风险增加,可靠性降低^[10];变压器油纸绝缘击穿特性同样会发生改变,需要进行特定处理^[11];电化学储能的放电容量会因低温而降低^[12];光伏逆变器的可靠运行也会因极端低温受到影响,出现无法启动、发电出力降低等现象^[13]。

目前,国内外已建成一批多能互补综合能源系统示范工程,提升了能源清洁化率及利用效率、新能源消纳水平等^[14]。具体在高寒地区,多能互补技术在清洁能源大基地外送、新能源消纳及区域综合能源系统供用能高效协同方面均已有部分应用^[15]。文献[16]对国内外综合能源系统示范工程进行了综述及介绍,但并未涉及高寒地区综合能源系统工程。文献[17]对北欧典型高寒国家——丹麦的能源互联网及两个工程案例进行分析和介绍,但并未涉及其余典型高寒国家和地区。文献[3]对岛屿型综合能源系统示范工程进行介绍,涉及若干北欧国家,但未对高寒地区综合能源系统示范工程进行专门介绍。

鉴于目前国内外尚无文献对高寒地区综合能源系统示范工程系统性综述介绍,故本文对高寒地区综合能源示范工程进行介绍及分析,总结其实践经验,并对我国高寒地区综合能源系统示范工程未来发展提出建议。

1 国外示范工程介绍

近年来,挪威、芬兰、冰岛北欧三国及美国阿拉斯加等典型高寒国家和地区根据自身实际逐渐开展了综合能源系统的研究,并建设了相应示范工程。本节选取国外高寒地区四个典型综合能源系统示范工程进行分析,包括三个并网型综合能源系统示范工程和一个离网型综合能源系统示范工程,具体如下表1所示。

1.1 挪威 Eigerøy 岛工程

近年来,挪威非常重视绿色低碳转型,大规模增加可再生能源装机,大幅减少电力生产碳排放。挪威政府于2020年提出,本国温室气体排放量将于2050年前减少90%^[18]。其中,Eigerøy岛工程是其绿色转型、清洁能源利用的一个典型案例。

Eigerøy岛工程是Robinson项目中三个示范岛屿工程之一。Robinson项目受欧盟“地平线2020”计划资助,旨在通过开发和建设电网与热网集成的综合能源系统工程促进可再生能源的消纳及应用^[19]。

Eigerøy岛面积约 20 km^2 ,人口约2500人(800户),改造前其通过一条海底电缆与挪威大陆相连接,所需电力基本均由陆上电网提供,岛上可再生能源发电量很少,其所需热能主要由液体燃料提供。自2019年起,因渔业及工业的快速发展,其面临很大的用电及工业蒸汽缺口。为避免昂贵的海底电网扩容扩建投资及使用成本高昂

表1 各示范工程参数对比

Table 1 Comparison of parameters of pilot projects

| 序号 | 项目名称 | 经纬度 | 平均海拔/m | 冬季最低气温/ $^{\circ}\text{C}$ | 涉及主要能源形式 | 并网/离网 |
|----|--------------------|---------------------------------------|--------|----------------------------|------------------|-------|
| 1 | 挪威 Eigerøy 岛工程 | 东经 $5^{\circ}5'$,北纬 $58^{\circ}3'$ | 80 | -30 | 电-氢-热-合成天然气-有机废水 | 并网 |
| 2 | 美国阿拉斯加 Chena 工程 | 西经 $146^{\circ}3'$,北纬 $65^{\circ}3'$ | 353 | -31 | 电-氢-热 | 离网 |
| 3 | 瑞典 Malmö 工程 | 东经 13° ,北纬 $55^{\circ}6'$ | 12 | -25 | 交流电-直流电-热 | 并网 |
| 4 | 芬兰 Kalasatama 社区工程 | 东经 $24^{\circ}5'$,北纬 $60^{\circ}1'$ | 56 | -40 | 电-热 | 并网 |
| 5 | 鲁能海西州工程 | 东经 $93^{\circ}1'$,纬度 $36^{\circ}3'$ | 2800 | -30 | 光热-电 | 并网 |
| 6 | 华电包头达茂旗工程 | 东经 $109^{\circ}2'$,北纬 $41^{\circ}2'$ | 1367 | -39 | 电-氢 | 并网 |
| 7 | 中石化库车绿氢工程 | 东经 $82^{\circ}4'$,北纬 $40^{\circ}5'$ | 1000 | -30 | 电-氢 | 并网 |
| 8 | 西藏扎布耶工程 | 东经 $83^{\circ}6'$,北纬 $84^{\circ}2'$ | 4429 | -40 | 光热-电 | 离网 |
| 9 | 哈工大校园智慧能源工程 | 东经 $125^{\circ}4'$,北纬 $44^{\circ}0'$ | 250 | -38 | 电-热-冷 | 并网 |

的液化天然气锅炉,其亟须进行多能互补综合能源改造。

Eigerøy 岛工程旨在通过智慧能量管理系统对可再生能源、生物质发电系统、供电网络、热力管网、制氢设备及储能系统等多能源系统进行互补与协同,从而将其建设为一个绿色经济、智能高效的综合能源系统,其结构示意图如图 1 所示^[19]。在可再生能源发电方面,Eigerøy 岛通过安装风机、工厂和居民屋顶光伏等可再生能源设备发电,之后将过剩可再生能源通过电解水装置进行制氢,然后将制得的氢气存储于储氢罐中,同时将制取的氧气回收并出售,电制氢过程产生的热量也被回收利用。在交通运输电气化方面,将乘用车、货车及轮船等进行电气化推广以减少燃油的使用。

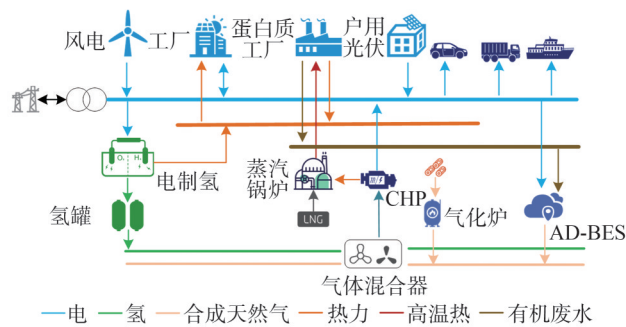


图1 Eigerøy 岛工程示意图
Fig.1 Schematic of the Eigerøy island

在生物质转换利用方面,将木质生物质通过汽化转化为合成气,将具有丰富有机质的工业污水通过厌氧-生物电化学耦合系统(anaerobic digestion with bioelectrochemical system, AD-BES)转换为合成天然气。在联合发电和制热方面,通过改造热电联产装置(combined heat and power, CHP),使其既能使用天然气又能使用氢气及其合成气。在电、热联合生产方面,CHP 装置消耗混合气体发电、发热,产热输送给蒸汽锅炉被进一步加热供给蛋白质加工厂使用,加工过程余热及电制氢过程余热提供给工业用户使用。

Eigerøy 岛工程考虑了先进天气预测、负荷预测和新能源预测算法,并考虑了外部电力市场中电价波动情况。在电力市场方面,该工程与外界电网互动,根据实时电力负荷需求、电力市场中电价的实时

曲线及燃料成本曲线,采用模型预测控制方法对各类设备进行优化控制^[20]。

整个项目减少了化石能源的消耗,减轻了对外部大陆电网的依赖,降低了能源使用成本,同时确保其电网安全、电力平衡及电力供应安全。

1.2 美国阿拉斯加 Chena 工程

美国阿拉斯加州大部分区域处于亚寒带,靠近北极圈,冬季漫长且极其寒冷,当地地热能源非常丰富。地热能是一种安全、清洁、可被高效开发利用的可再生能源,属于新能源的一种。地热能发电具有稳定、清洁、灵活的特征,能够友好接入并支撑新能源为主体的新型电力系统^[21]。Chena 工程属于一个小型的温泉度假社区项目,该社区比较偏远,距最近外部电网约 33 英里,受限于经济成本,无法与外电网联网。该社区具有较大的电力负荷和热力负荷需求,同时因其建设了一座冰博物馆,故其在气温高时也存在一定的冷负荷需求。因此,需要建设可以独立运行的综合能源系统以满足当地电、热、冷等综合用能需求^[22]。

Chena 工程利用当地丰富的地热能资源,建设了基于地热能发电的发电机(装机规模 680 kW),该发电机以世界上入水温度最低的地热(约 71 °C)为热源^[23]。Chena 工程还配置了不间断电源系统(uninterruptible power supply, UPS)与电储能系统,并且配置了电制氢系统(10 kW);该工程配置热回收装置进行制热取暖并提供给温室大棚使用;还配置了吸收式制冷机将热量回收制冷,将制取的冷能提供给冰博物馆使用(约 189 911 kJ/h),其结构如图 2 所示。Chena 工程运行的首年便节省了超过 65 万美元的柴油燃料成本,并将电力成本从 0.30 美元/kWh 降低到 0.05 美元/kWh^[24]。

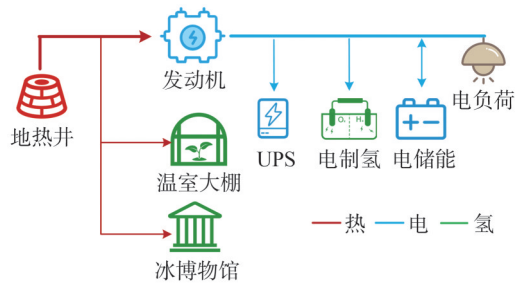


图2 Chena 工程示意图
Fig.2 Schematic of the Chena

Chena 工程利用当地丰富的地热能资源进行发电、制冷及取暖,替代了柴油发电,减少了化石能源的使用及燃料成本。同时,因该地本身为旅游度假区,且处于高寒地区,生态环境比较脆弱,Chena 工程采用多能互补和协同的方式,减少了化石燃料燃烧的污染问题,提升了综合用能品质。

1.3 瑞典 Malmö 工程

瑞典正在积极进行低碳清洁能源转型,大力发展清洁能源技术,其在 2024 年全球能源转型指数排名中名列第一^[25]。瑞典提出要在 2040 年实现 100% 无化石燃料发电,为更好地消纳利用可再生能源发电,其也在积极研究综合能源系统并建设相应示范工程。

Malmö 市是瑞典工业港口城市,是绿色可持续发展的城市典范,其计划在 2030 年实现 100% 可再生能源供应^[26]。Malmö 工程大力发展光伏、风电、生物质能发电以增加能源系统中可再生能源所占比例。此外,其为增加可再生能源消纳能力及系统灵活性,安装了大规模电储能系统,通过变流器实现交/直流电力变换。在供热方面,其采用沼气作为 CHP 的输入燃料,CHP 发电同时制取热能,并采用基于生物柴油的燃油锅炉补充供热制暖。CHP 和燃油锅炉的协同配合满足当地热负荷需求^[27],其结构如图 3 所示。

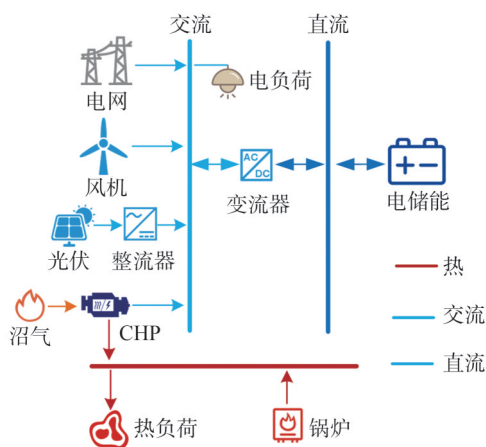


图3 Malmö 工程示意图

Fig.3 Schematic of the Malmö

Malmö 工程通过对光伏、风机、CHP 等多能转换设备的协同互补与优化控制,减少了高电价时刻购

电量和总外购电量。在电力市场方面,Malmö 市在大力建设灵活调节资源容量市场,鼓励企业或中小型发电商根据配电系统运营商的需求灵活调整电力需求及电力供应,增加电力系统的灵活性,避免电网输电线路阻塞,减缓了电网网架的升级改造并节省了投资费用^[28]。同时,Malmö 工程增加了其市政能源系统的韧性,提高了能源基础设施面对极端气候灾害事件的灵活性和抵御力。

1.4 芬兰 Kalasatama 社区工程

芬兰位于欧洲北部,全国 1/3 的土地在北极圈以内,冬季最低气温可达-40℃以下。芬兰提出 2035 年提前实现“碳中和”并在此之后实现“负碳”排放。基于此目标,芬兰一方面积极提升能源利用效率,另一方面因地制宜发展可再生能源。

Kalasatama 社区工程位于芬兰首都赫尔辛基市,由社区公寓楼、学校及办公楼组成,为社区级综合能源系统示范工程。该社区的主要能源需求为电力负荷及热力负荷,其电力系统由海上风机、光伏发电、电储能系统、电动汽车负荷、电负荷、集中式电热泵以及双向联接电网构成^[29],其结构如图 4 所示。

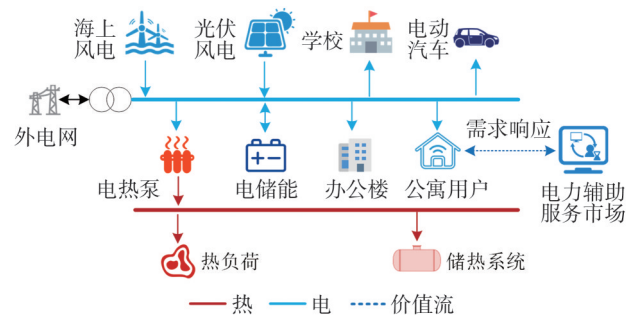


图4 Kalasatama 社区工程示意图

Fig.4 Schematic of the Kalasatama district

在供热系统方面,大型地源热泵负责向社区供暖,其与储热系统相连。在用户智能互动方面,该社区工程内的公寓用户安装配置了家庭级智慧用能管理系统,可提供最新业务服务,并具备参加电力需求响应业务能力。家庭级智慧用能管理系统可对照明设备、烹饪设备、清洁设备、电加热设备、电制冷设备、通风装置及空调、电动汽车充电桩进行监控及控制,并作为分布式可调节资源参与电力系统辅助服务^[30]。芬兰电力市场发展较早,建立了

较为成熟的电力需求管理市场,并根据电力需求响应速率及容量给予相应程度的经济激励。芬兰建立了电力平衡市场,并从该平衡市场中购买用于正常运行时的频率控制备用(frequency containment reserve for normal operation, FCR-N)及干扰时的频率控制备用(frequency containment reserve for disturbances, FCR-D)^[31]。芬兰电网的正常频率为50 Hz,当频率超出(50±0.1)Hz范围时,开始激活备用容量。特别是在电网频率低于49.5 Hz时,完全激活备用容量。为增加电网的灵活性资源,芬兰鼓励小型住宅用户进行智慧能源改造,通过负荷聚集商参与电力市场辅助服务^[30]。在外部电网频率下降时,家庭级智慧用能管理系统将对家庭电气设备中的可延迟负荷、可调节负荷运行状态进行调整以参与电力需求响应并获取收益。

Kalasatama 社区工程通过对风力发电、光伏发电等可再生能源集成和整合满足社区内的电力负荷需求。同时,电储能系统与储热系统进行合理的充、释能来应对可再生能源出力的随机性及波动性。此外,社区内智能用户通过家庭级智慧用能管理系统对家居电气设备进行优化控制,参与电力需求响应来为外电网提供电力辅助服务。

Kalasatama 社区工程通过对综合能源系统内部多能转换设备的优化协同控制满足其电力及热力需求,实现了随机可再生能源发电的消纳,大幅度提升了清洁能源占比。此外,Kalasatama 社区工程中的智能用户还通过参与电力需求响应项目,增加了外电网运行的灵活性。

2 国内示范工程介绍

为促进可再生能源的开发利用并提升能源利用效率,我国的青海、新疆、西藏等典型高寒地区建设了一批综合能源示范工程,对多种能源间互补和协同进行了探索。本节选取国内高寒地区五个典型综合能源系统示范工程进行分析,包括四个并网型综合能源系统示范工程和一个离网型综合能源系统示范工程,具体如表1所示。

2.1 鲁能海西州工程

青海省平均海拔3 000 m以上,年平均气温-5.6~8.6℃,日照时间长、辐射强,冬季漫长且寒冷,非常

适宜发展光伏发电和风力发电^[32]。然而风电和光伏发电受天气影响大,其出力具有较强的随机性,出力不稳定。为解决此问题,海西州建设了风电、光伏、光热、电储能为核心的多能互补综合能源系统示范工程。

鲁能海西州工程包含光伏(200 MW)、风电(400 MW)、光热发电(50 MW)与电储能(50 MW),配套建设了330 kV汇集站^[33],其结构如图5所示。光伏、风电、光热发电先通过35 kV线路后升压至110 kV,再送至330 kV汇集站;电储能升压至35 kV线路后升压至330 kV。

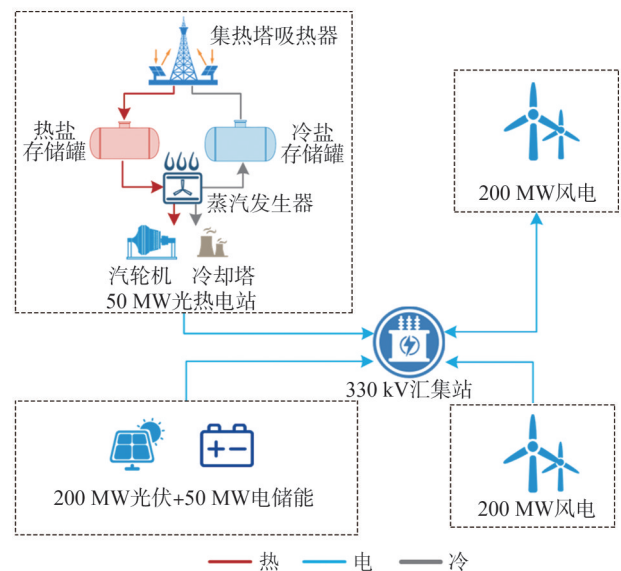


图5 海西州工程示意图

Fig.5 Schematic of the Haixi

该工程是世界上首个集风光热储调荷于一体的多能互补综合能源系统示范工程,该工程以风电、光伏、光热为主力电源,以光热储能系统和电储能系统作为调节电源来处理新能源出力随机性问题。在白天光照强的时刻,光热电站中熔盐被加热后存储于热熔盐罐,光热储能系统将过剩的热量进行蓄存,同时电储能系统放电;而在风光出力的低谷期,熔岩罐中熔盐通过与水换热,产生高温高压的水蒸气从而带动汽轮机发电,同时电储能系统放电。

海西州冬季温度很低(可达-30℃以下),夏季温度较高(可达35℃),温差很大,而电储能系统的运行状态受温度影响很大,故鲁能海西州工程需要

非常重视电储能系统的热管理。在冬季低温时,采用预加热技术来保障电储能系统的适宜温度;在夏季高温时,启动散热系统对电储能系统降温^[34]。

鲁能海西州工程平滑了风、光等新能源发电出力,解决了高峰用电与低谷期发电出力间不平衡的问题,增加了其并网的稳定性及友好性,提升了新能源的消纳能力,实现弃风量小于5%。

2.2 华电包头达茂旗工程

内蒙古以高原为主,大部分地区海拔在1 000 m以上,冬季中西部最低气温低于 $-20\text{ }^{\circ}\text{C}$ ^[35]。内蒙古风光资源非常丰富,风能资源可开发量约占全国的57%,太阳能资源可开发量约占全国的21%^[36]。内蒙古正在大力发展和开发新能源技术和产业,建设了一批以风电、光伏发电、电储能、氢能源为核心的多能互补综合能源示范工程。

华电包头达茂旗工程是全国首批大规模利用可再生能源进行绿电制氢的示范项目,主要以200 MW新能源发电进行电解水制氢为核心,其包含风电(120 MW)、光伏(80 MW)、电储能系统(20 MW)以及电解水制氢设备(12 000 Nm^3/h)^[37],其结构如图6所示。为更好适应风电、光伏等新能源出力随机波动的特点,该工程将目前常用的大容量碱性电解槽技术及新兴的质子交换膜(proton exchange membrane, PEM)电解技术组合使用。更具体地,电解水制氢设备由11套碱性电解槽制氢设备(1 000 Nm^3/h)和5套PEM制氢设备(200 Nm^3/h)组成。风电及光伏发电作为电解水制氢的清洁电力,

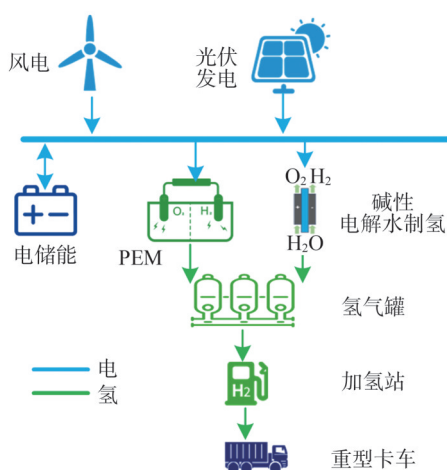


图6 达茂旗工程示意图

Fig.6 Schematic of the Damaoqi

该工程每年可制取7 800 t高纯度氢气(纯度可达99.999%),实现了100%绿电制氢。所制取的氢气存入氢气罐,然后转运至20座加氢站,可满足1 000辆燃料电池重型卡车的用氢需求。

华电包头达茂旗工程打通了绿氢领域的“制-储-运-用”,标志着我国规模最大的绿氢交通运输系统投入了运营,填补了绿氢在交通运输领域的空白^[38]。

2.3 中石化库车绿氢工程

新疆地形复杂多样,包括盆地、山脉和高原等多种地形。新疆冬季漫长严寒,极端低温可达 $-51.5\text{ }^{\circ}\text{C}$ 以下。新疆太阳能资源非常丰富,太阳能资源技术可开发量居全国第一^[39]。目前,新疆正大力打造国家大型绿氢供应和出口基地。

中石化库车绿氢工程是我国首个规模化利用光伏发电直接制取绿氢的工程,制氢能力可达万吨级。该项目包括光伏(300 MW)、电解水制氢设备(260 MW)、储氢球罐(21万 m^3)、电化学储能系统(1.5 MW/50 MWh)与输氢管线(2.8万 m^3),其结构如图7所示^[40-41]。该工程共配套52台碱性电解槽(1 000 Nm^3/h),氢气年产能2万 t ^[42]。绿电制取的氢气先送至罐区储存,然后再经氢气外输压缩机升压至3.2 MPa,最后通过管道输送至附近的塔河炼化工厂使用,替代现有的“灰氢”,提升成品油的质量。

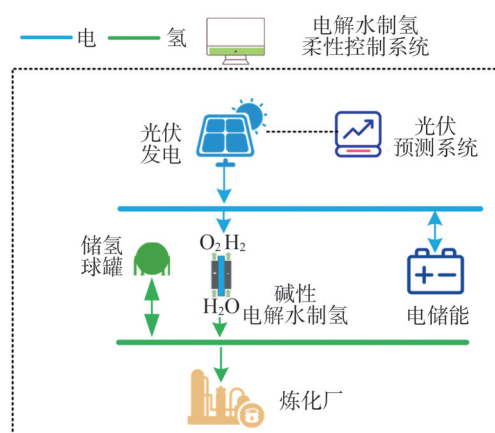


图7 库车绿氢工程示意图

Fig.7 Schematic of the green hydrogen project in Kuche

中石化库车绿氢工程开发了电解水制氢柔性控制系统,依据光伏发电实时出力和氢负荷变化,

并结合电解槽的负荷特性,对其制氢功率进行实时调整,实现“荷随源动”,解决了制氢负荷与光伏出力随机波动间不匹配的难题^[42]。该工程还依据光伏预测系统对储氢罐容量进行优化,在光照强时将制取的氢气存储于氢罐,在夜间氢罐释放氢气并通过管道输送至炼化厂,增加光伏发电的消纳利用率。

2.4 西藏扎布耶工程

西藏地貌方面以高原为主,平均海拔在 4 000 m 以上,冬季最低气温低于 $-10\text{ }^{\circ}\text{C}$ 。西藏太阳能资源居全国首位,是世界上太阳能资源最丰富的地区之一,非常适宜发展光伏发电^[43]。

西藏扎布耶工程是世界上海拔最高的以光热电站为核心的离网型综合能源系统示范工程。该工程主要包括光热发电(40 MW)、光伏发电(35 MW)、电化学储能(20 MW/40 MWh)等设备^[44]。西藏扎布耶工程主要为满足万吨电池级碳酸锂项目的工业负荷综合用能需求,其主要包括电力负荷和热力负荷。该工程以槽式光热电站为主电源,并配备储热系统,可为厂区供应电能和工业蒸汽^[45]。在光照强时,汽轮机发电并将过剩的热能存储于储热系统中;在夜晚时,储热系统释放热来推动汽轮机发电。在电储能系统选型方面,该工程采用了构网型储能系统,能提供稳定电压输出,并具备高过载能力^[46]。构网型储能与光热发电同步机组并列运行,形成双电源,大幅提升了离网型综合能源系统运行可靠性。

西藏扎布耶工程通过多能协同运行的方式满足了电力、热力需求,可为用户提供全天 24 h 的综合供能,支撑盐湖锂资源的提取及开发,减少其对薄弱的生态系统的影响。

2.5 哈工大校园智慧能源工程

哈尔滨冬季严寒,冬季平均气温为 $-14.6\text{ }^{\circ}\text{C}$,最低温度可达 $-30\text{ }^{\circ}\text{C}$ 以下,冬季存在较大供热需求。哈尔滨工业大学存在着较大用电、用热需求,为满足此综合用能需求,建设了校园级智慧综合能源系统示范工程。

哈尔滨工业大学校园智慧能源工程主要以“热泵+光伏”型多能互补为核心,由分布式光伏发电系统、储能系统(电储能、热储能、冷储能)、热泵(空气

源热泵、接污水源热泵)、废热回收冷热源系统、智慧能源微网信息平台等子系统构成,其结构如图 8 所示^[47]。

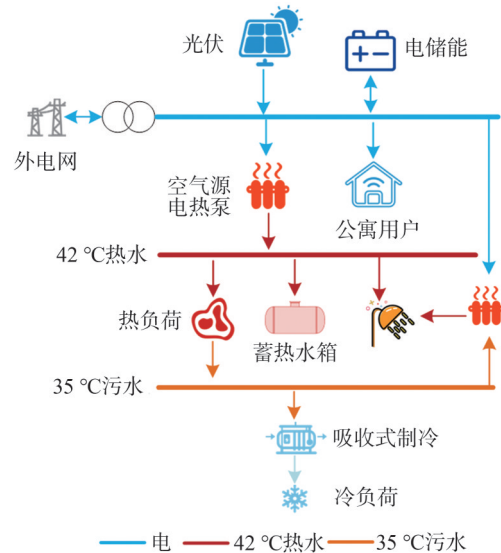


图 8 哈尔滨工业大学校园智慧能源工程示意图

Fig.8 Schematic of the smart energy project in the campus of Harbin Institute of Technology

分布式光伏发电系统为校园提供清洁电力,空气源热泵为学生公寓提供生活洗漱热水。该工程还利用废热回收冷热源系统将学生公共浴池污水中的余热进行回收,利用污水中热量对自来水加热,并辅以电加热将洗浴用水加热至 $42\text{ }^{\circ}\text{C}$ 左右。在夏季,废热回收冷热源系统还可将学生公共浴池污水中的余热进行回收制冷,所制取的冷能提供给学生公寓和食堂使用。

因校区所处位置冬季严寒,热能占其综合用能 75% 左右,故其建立了智慧供热系统。智慧供热系统采用水力热力平衡、管网系统分时分区控制、自适应学习及热力负荷预测等先进技术,综合控制校区内的热力系统,实现了按需、均衡及舒适供热。在采用智慧供热系统后,校园供热系统的能耗大幅度降低,减少了 300 余吨标煤能耗。

哈尔滨工业大学校园智慧能源工程取得了良好的经济效益及环境效益,年节约能源成本约 100 万元,校园能耗总量降低了 20%,用水量降低了 15%。

3 我国高寒综合能源系统发展建议

3.1 初步结论

纵观全球高寒地区综合能源系统发展动态,分析对比国内外应用示范工程,得出下述初步结论。

1) 可再生能源发电是实现高寒地区能源绿色低碳转型的关键。高寒地区的生态环境通常比较脆弱,更应优先发展以可再生能源为核心的综合能源系统来满足用户的电力、热力等综合用能需求,减少化石能源排放对环境的破坏。

2) 高寒地区综合能源系统结合了当地资源禀赋和自然气候条件。各示范工程均利用了当地丰富的风、光、地热能等资源优势,将其作为综合能源系统的主要输入能源以替代传统化石能源的使用,并减少了氮氧化物等空气污染物的排放。

3) 高寒地区冬季漫长严寒,高寒地区的综合能源系统需要重视热力负荷的管理,尤其是社区型或城市型综合能源系统内存在较多的居民用户,冬季存在较大的热力需求,故其非常重视热力供应与管理。综合能源系统示范工程常配置 CHP、电热泵、余热回收装置等先进装备,辅以先进控制算法进行制热设备的能量转化,并进行多级余热的回收及利用,提升了制热转换效率。

4) 高寒地区综合能源系统提升了系统整体能效,具备良好的经济性。以上示范工程大多实现了能源梯级利用,采用先进的能量收集和转换装置对不同品位能源进行逐级利用,能源利用效率高,减少了运行成本,具备良好的经济性。

5) 高寒地区综合能源系统的多能互补与协同促进了风、光等随机可再生能源消纳利用。多能互补与协同增加了系统整体灵活性,减少了风、光等可再生能源出力随机性、波动性及间歇性的影响,增加其消纳率。

6) 高寒地区综合能源系统中多类型储能系统协同支撑清洁能源的发展。不同高寒地区的能源需求类型及品质要求不同,需要根据其自身特点综合配置多类型储能装置。由以上国内外高寒地区综合能源系统示范工程可知:电化学储能系统应用最广,其能量密度及转换效率较高,响应速度快,可构成跟网型或构网型储能。但需要注意到部分类型电化学储

能(如锂电池)在低温环境下性能会显著下降,放电容量减少^[48]。因此需要在低温环境的高寒地区采取适当措施增加其环境适应性;热储能能量密度高、转化效率较高,但转化过程中能量损耗较大,其在一些社区型综合能源系统及光热发电系统中较为常见;电制氢装置消纳可再生能源制氢,增加了可再生能源消纳率,但转化效率较低,且氢气不易大规模远距离存储与运输,但目前该领域为前沿热点领域,技术发展速度很快,常被应用于可再生能源发电资源丰富地域等如内蒙古、新疆等^[49]。

3.2 差异和差距

通过以上国内外高寒地区综合能源系统工程对比,可得到如下差异和差距。

1) 覆盖地域和规模。国外高寒地区综合能源系统所覆盖范围较小,主要为社区级或小城市级别,其主要目的为向当地居民、小型工商业用户供应电力与热力等综合用能。相较于国外高寒地区综合能源系统示范工程,我国高寒地区综合能源系统所覆盖的地域范围、涉及的规模及种类更为多样,但社区级等小规模综合能源系统发展及市场化应用仍存在较大差距。

2) 电力市场和互动机制。国外尤其是北欧地区的电力市场发展比较成熟,电力需求响应等互动机制较为完善,并在控排降碳背景下对电-碳市场耦合及协同发展进行了较早的研究。故国外高寒地区综合能源系统通常积极参与电力市场及碳交易市场,提供辅助服务并获取收益^[50]。相较于传统能源系统,综合能源系统的碳排放量更低,综合能源系统工程更容易获得政府的资金和政策支持。而我国的电力市场、碳交易市场等改革进度还存在较大差距,高寒地区综合能源系统工程未能有效参与需求响应互动及碳市场交易。

3) 所集成的能源种类。国外高寒地区综合能源系统通常集成了光伏、风电、储能(电储能、热储能、氢储能)、CHP、热泵、电制氢装置等多能源转换设备,所集成的多能转换设备种类通常更多,多能互补与协同的应用场景更为丰富。

3.3 启示

总结以上国内外示范工程的经验,我国高寒地区综合能源系统的发展与研究可得到如下启示。

1)完善能源政策体系。高寒地区综合能源系统通过多能互补与协同从而具备较大的运行灵活性,可参与日前市场及波动性较大的实时电力现货市场^[51]。特别是在调峰资源不足及电网频率发生波动时,可为外电网提供调峰、调频、快速灵活爬坡等辅助服务,支撑外电网的安全、经济、高效运行。故应进一步健全电力市场,为其创造良好的市场条件,进一步完善绿证交易和碳交易制度,发挥综合能源系统清洁绿色低碳的优势,使其获得更为公正合理的环境效益经济补偿及配套的资金政策支持^[52]。

2)因地制宜多元化发展。我国高寒地区面积较大,自然地理气候条件及资源禀赋不同。应结合当地自然资源优势,合理配置多能转换设备,建设相应类型的综合能源系统。例如,西藏地区的地热、太阳能、水能资源非常丰富,可建设“地热-光-水”为核心的综合能源系统。

3)强化资金保障和政策支持。综合能源系统的前期建设需要较大的资金投入。在我国的一些高寒地区,由于资金不足及技术受限等原因,已有部分多能互补综合能源示范工程被废止。例如,内蒙古自治区能源局已发三批公告对全区合计37个无法有效推进的新能源项目进行废止以促进土地资源合理利用,涉及多个风光制氢综合能源示范项目^[53-55]。相较于北欧发达国家,我国高寒地区通常经济和生态环境均比较薄弱,综合能源系统能为其提供高品质能量,因此须对其进行资金保障和政策支持,同时对示范工程建设前期批复严格把关,保障示范工程的顺利建设和运行。

4)编制综合能源系统建设开发指南。我国高寒地区分布较广,应深入调研不同典型地理区域的综合能源系统示范工程,认真总结和吸收各高寒地区综合能源系统示范工程的经验,借鉴国内外相关行业能源管理的标准和成果,编制我国高寒地区综合能源系统建设开发指南,更好地指导和助力我国高寒地区综合能源系统的发展。

5)加强核心技术研发。高寒地区特定地理气候条件对多能转换设备的运行和维护提出了特殊要求,应加强高寒地区综合能源系统核心技术的研发。

a. 仿真软件研发。高寒地区能源网架通常相对较为薄弱,综合能源系统的规划及运行均有赖于仿

真计算分析。然而综合能源系统内各类新兴多能流转换设备的静、动态特性复杂,难以数学建模及仿真计算。例如,我国高寒地区综合电力系统常以光热发电作为主电源和调节电源,其又包含热储存系统,结构较为复杂;在消纳可再生能源方面,常以电解水制氢,其包含碱性电解水制氢和PEM等,配套输氢管道及储氢罐,转换过程也很复杂。需要研究关键设备建模问题,开发高寒地区综合能源系统的仿真计算软件。

b. 历史数据存储利用和预测数据生成。随着数据采集与监视系统、高级量测系统等技术的发展,已累积了海量的新能源发电及多能负荷的历史数据。尤其高寒地区新能源发电场站众多,其发电历史数据更庞大。然而,目前海量历史数据价值密度较低,且未得到有效应用,因此须进一步挖掘海量历史数据中的价值信息,转化为数据资产,并进一步研究数据高效压缩与存储技术;准确的数据预测是综合能源系统规划与运行的基础,而新能源及多能负荷的预测还须深入研究。

c. 规划及运行系统开发。在综合能源系统的优化规划及调度运行方面,我国学者已发表了一定数量的研究论文,但在规划及运行系统成熟商业化软件方面仍比较匮乏。此外,不同于东部城市地区,高寒地区综合能源系统拥有许多独特性,如采暖期长、热能需求量大、系统稳定性弱等,东部城市综合能源系统的规划和运行经验也不能直接照搬应用。因此需要针对其独特性,研发其规划及运行系统。

d. 关键设备研制。关键设备的研发和应用是高寒地区综合能源系统示范工程发展和建设的保障。高寒地区综合能源系统关键设备包括光热发电、电解水制氢、热泵、小型CHP等多类新兴多能转换设备,而目前这些新兴转换设备仍须进一步研究。例如,我国光热发电建设和应用试点较少,部分核心设备如熔盐泵、熔盐阀等尚依赖进口;基于固体氧化物电解池的电解水制氢技术是新型制氢技术,能源转换效率较高,但现有技术不成熟,仍须进一步研发^[56];海水直接制氢技术不需要额外的海水淡化流程,未来可应用于新疆、青海等西部高寒地区的碱水绿电制氢,但目前技术不够成熟,亟须进一步研究应用及改进^[57]。

4 总结

综合能源系统通过多能互补与协同可促进风光等可再生能源发电的消纳,助力我国高寒地区达成“双碳”目标。本文介绍了目前国内外高寒地区部分典型综合能源系统示范工程,各示范工程的实践表明其可增加高寒地区能源的清洁化率,提升其能效水平。但目前我国高寒地区综合能源系统发展缓慢,大多处于工程示范阶段,且应用范围相对有限。因此需要借鉴国内外的应用工程实践经验,探索出符合我国高寒地区的综合能源系统发展模式。

参考文献

- [1] GUAN Y R, YAN J, SHAN Y L, et al. Burden of the global energy price crisis on households [J]. *Nature Energy*, 2023, 8 (3): 304-316.
- [2] GUELPA E, BISCHI A, VERDA V, et al. Towards future infrastructures for sustainable multi-energy systems: a review [J]. *Energy*, 2019, 184: 2-21.
- [3] GABDERAKHMANOVA T, MARINELLI M. Multi-energy system demonstration pilots on geographical islands: an overview across Europe [J]. *Energies*, 2022, 15(11): 3908.
- [4] 张智刚, 康重庆. 碳中和目标下构建新型电力系统的挑战与展望 [J]. *中国电机工程学报*, 2022, 42(8): 2806-2819.
ZHANG Zhigang, KANG Chongqing. Challenges and prospects for constructing the new-type power system towards a carbon neutrality future [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2022, 42(8): 2806-2819.
- [5] 张硕, 张家源, 李英姿, 等. 多元主体驱动的新型电力系统市场化运行仿真关键技术 [J]. *电力建设*, 2024, 45(9): 178-188.
ZHANG Shuo, ZHANG Jiayuan, LI Yingzi, et al. Key simulation technology for market-based operation of new power system driven by multiple agents [J]. *Electric Power Construction*, 2024, 45(9): 178-188.
- [6] 邓卓昆. 协调优化“能源大三角”有序推进“双碳”目标—访华北电力大学能源互联网研究中心主任曾鸣 [J]. *中国电力企业管理*, 2021(22): 15-16.
DENG Zhuokun. Coordinating and optimizing the “energy triangle” and promoting the “double carbon” goal in an orderly way—interview with Ceng Ming, director of the energy Internet research center of North China electric power university [J]. *China Power Enterprise Management*, 2021(22): 15-16.
- [7] 国家发展改革委员会, 国家能源局. 关于推进电力源网荷储一体化和多能互补发展的指导意见 [EB/OL]. (2021-02-25) [2024-11-05]. <https://zfcxgk.ndrc.gov.cn/wap/iteminfo.jsp?id=17970>.
- [8] 国家能源局. 首批多能互补集成优化示范工程评选结果公示 [EB/OL]. (2016-12-26) [2024-11-05]. https://www.nea.gov.cn/2016-12/26/c_13593377.htm.
- [9] 杨琳. 高寒地区 220kV 变电站就地化保护研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨理工大学, 2021.
- [10] 杨喜龙, 李心一, 穆双录, 等. 1100 kV GIS 低温防液化设计方法及试验研究 [J]. *高压电器*, 2024, 60(10): 119-128.
YANG Xilong, LI Xinyi, MU Shuanglu, et al. Design method and experimental research on low-temperature anti-liquefaction measures for 1100 kV GIS [J]. *High Voltage Apparatus*, 2024, 60(10): 119-128.
- [11] 徐征宇, 程涣超, 汪可, 等. 高寒条件下变压器油击穿特性试验 [J]. *高电压技术*, 2015, 41(4): 1342-1348.
XU Zhengyu, CHENG Huanchao, WANG Ke, et al. Experimental research on breakdown characteristics of transformer oil at extremely-low temperature [J]. *High Voltage Engineering*, 2015, 41(4): 1342-1348.
- [12] 赵斌, 梁告, 姜孟浩, 等. 高原高寒地区并网光储电站设计与运行研究 [J]. *中国电力*, 2022, 55(12): 51-60.
ZHAO Bin, LIANG Gao, JIANG Menghao, et al. Design and operation of grid-connected photovoltaic energy storage power station in frigid plateau region [J]. *Electric Power*, 2022, 55(12): 51-60.
- [13] 古瑞瓦特逆变器. 低温天气下的光伏电站运维 [EB/OL]. (2023-02-20) [2024-12-27]. <https://baijiahao.baidu.com/s?id=1757317001995866743&wfr=spider&for=pc>.
- [14] 董军, 方琳怡, 姚文璐, 等. 基于主从博弈的综合能源系统多能定价及调度优化 [J]. *浙江电力*, 2024, 43(9): 19-28.
DONG Jun, FANG Linyi, YAO Wenlu, et al. Stackelberg game-based multi-energy pricing and dispatch optimization for integrated energy systems [J]. *Zhejiang Electric Power*, 2024, 43(9): 19-28.
- [15] 杨龙, 张沈习, 程浩忠, 等. 区域低碳综合能源系统规划关键技术与挑战 [J]. *电网技术*, 2022, 46(9): 3290-3304.
YANG Long, ZHANG Shenxi, CHENG Haozhong, et al. Regional low-carbon integrated energy system planning: key technologies and challenges [J]. *Power System Technology*, 2022, 46(9): 3290-3304.
- [16] 彭克, 张聪, 徐丙垠, 等. 多能协同综合能源系统示范工程现状与展望 [J]. *电力自动化设备*, 2017, 37(6): 3-10.
PENG Ke, ZHANG Cong, XU Bingyin, et al. Status and prospect of pilot projects of integrated energy system with multi-energy collaboration [J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2017, 37(6): 3-10.
- [17] 尤石, 宋鹏翔. 丹麦区域能源互联网发展综述 [J]. *供用电*, 2017, 34(12): 2-7.
YOU Shi, SONG Pengxiang. A review of development of integrated district energy system in Denmark [J]. *Distribution & Utilization*,

- 2017,34(12):2-7.
- [18] 张玉亮.“油气大国”挪威的绿色转型之路[EB/OL].(2024-09-14)[2024-11-05].https://www.cf-en.com.cn/xw/gj/202409/t20240912_847718.html.
- [19] Robinson. The demo island: Eigerøy [EB/OL].(2020-09-14)[2024-11-05].<https://www.robinson-h2020.eu/the-islands/eigeroy/>.
- [20] FERRARI M L, GINI L, MACCARINI S. Energy management system for smart grids including renewable sources and industrial symbiosis[C]//Volume 5: Cycle Innovations. American Society of Mechanical Engineers, 2023: V005T06A012.
- [21] 王永真,韩恺,赵军,等.地热发电在新型电力系统中的定位及参与模式[J].华电技术,2021,43(11):58-65.
WANG Yongzhen, HAN Kai, ZHAO Jun, et al. Orientation and participation mode of geothermal power generation in the new power system[J].Huadian Technology, 2021, 43(11):58-65.
- [22] ERKAN K, HOLDMANN G, BENOIT W, et al. Understanding the Chena hot springs, Alaska, geothermal system using temperature and pressure data from exploration boreholes [J]. Geothermics, 2008, 37(6):565-585.
- [23] BERNIE K. Renewable energy & sustainable development projects at Chena hot springs, Alaska [EB/OL].(2006-03-12)[2024-11-05].<https://www.smu.edu/~media/site/dedman/academics/programs/geothermal-lab/conference/pastpresentations/2006/karlchena-ak.pdf>.
- [24] BERNIE K. From hot water to hydrogen bringing geothermal power to Alaska [EB/OL].(2007-06-12)[2024-11-05].https://www.smu.edu/~media/site/dedman/academics/programs/geothermal-lab/conference/pastpresentations/2007/karl_berni-chena-hot-springs.pdf.
- [25] 北京日报.世界经济论坛报告:中国能源转型指数在亚太地区排名第一[EB/OL].(2024-06-20)[2024-11-05].<https://baijiahao.baidu.com/s?id=1802368593664586025&wfr=spider&for=pc>.
- [26] ICLEI. Local governments for sustainability. city of Malmö [EB/OL].(2021-11-01)[2024-11-05].https://renewablesroadmap.iclei.org/wp-content/uploads/2021/11/Malmo-case-study_final.pdf.
- [27] FABRIS J. Energy system planning, optimisation & the impacts of climate hazards: the case-study of Malmö municipality in Sweden [D].Uppsala:Uppsala University, 20.
- [28] CRUDI F. Towards a sustainable and just energy system in the city of Malmö: social innovations in the energy sector [D]. Malmö: Malmö University, 2021.
- [29] LAITINEN A, LINDHOLM O, HASAN A, et al. A techno-economic analysis of an optimal self-sufficient district [J]. Energy Conversion and Management, 2021, 236:114041.
- [30] HÄRKÖNEN K, HANNOLA L, PYRHÖNEN O. Advancing the smart city objectives of electric demand management and new services to residents by home automation—learnings from a case [J]. Energy Efficiency, 2022, 15(5):25.
- [31] 贺宜恒,周明,武昭原,等.国外典型电力平衡市场的运作模式及其对中国的启示[J].电网技术,2018,42(11):3520-3528.
HE Yiheng, ZHOU Ming, WU Zhaoyuan, et al. Study on operation mechanism of foreign representative balancing markets and its enlightenment for China [J]. Power System Technology, 2018, 42(11):3520-3528.
- [32] 中共青海省委政策研究室.地理和自然状况[EB/OL].(2015-06-12)[2024-11-05].<http://www.qinghai.gov.cn/dmqh/system/2013/04/12/010041778.html>.
- [33] 西北电力设计院有限公司.鲁能海西多能互补集成优化国家示范工程[J].电力勘测设计,2020(2):1.
- [34] 李建林,王剑波,葛乐,等.多能互补示范项目建设运行的启示[J].湖北电力,2019,43(3):49-56.
LI Jianlin, WANG Jianbo, GE Le, et al. Enlightenment from construction and operation of multi-function complementary demonstration projects [J]. Hubei Electric Power, 2019, 43(3):49-56.
- [35] 内蒙古自治区.区域概况[EB/OL].(2015-06-12)[2024-11-05].<https://www.nmg.gov.cn/asnmg/yxnmg/qqgk/>.
- [36] 内蒙古日报.追“新”逐“绿” 汇聚澎湃动能——内蒙古以能源低碳转型有力支撑高质量发展[EB/OL].(2024-10-07)[2024-11-05].https://www.n-mg.gov.cn/zyw/yjrgz/202410/t20241007_2584565.html.
- [37] 蔡冬梅.包头储能氢能产业发展步入“快车道”[N/OL].内蒙古日报,2024-09-18(5)[2024-11-05].https://szb.northnews.cn/nmgrb/html/2024-09/19/content_48796_241934.htm.
- [38] 新浪科技.填补空白!全国规模最大的绿氢交通运输系统投入运营[EB/OL].(2024-03-12)[2024-12-27].<https://baijiahao.baidu.com/s?id=179331833-2578297046&wfr=spider&for=pc>.
- [39] 电力网.“氢”能新疆:西部地区的能源转型与经济增长[EB/OL].(2023-10-25)[2024-11-05].<http://www.chinapower.com.cn/qingneng/dongtai/20231025/221795.html>.
- [40] 和利时.和利时赋能中石化新疆库车绿氢项目——储能电站智能调控系统成功投[EB/OL].(2024-12-26)[2024-12-26].<https://news.ca168.com/20-2412/135561.html>.
- [41] 王拓,赵士杰,安卡尔·艾合麦提,等.我国最大规模光伏绿氢示范项目在库车全面投产[N/OL].阿克苏日报,(2023-08-31)[2024-11-05].<https://www.aks.gov.cn/aksxw/dqyw/20230831/i95174.html>
- [42] 王延欣.新疆库车项目:打造绿氢炼化示范案例[J].中国石化,2023(8):32-33.
WANG Yanxin. Xinjiang Kuqa Project: creating a demonstration case of green hydrogen refining and chemical industry [J]. Sinopec Monthly, 2023(8):32-33.
- [43] 新华社.0到9兆瓦西藏将成为中国太阳能发电量最大省区

- [EB/OL].(2011-05-11)[2024-11-05].https://www.gov.cn/jrzg/2011-05/11/content_1861787.htm.
- [44] 和利时.在“世界屋脊”为化工新能源产业插上智能的翅膀[EB/OL].(2023-10-26)[2024-11-05].https://mp.weixin.qq.com/s__biz=MzLzNTE2Mzc1Mg== &mid=2247516858&idx=2&sn=d635c49db7537a4d1b413bc1e98c7ac9&chksm=e8e99bddd9e12abf9c3cd1c06eccfee177267d751dc9772085539fb0824d132becb8130b8afe&scene=27.
- [45] 潘旭业.他们在世界之巅,建起全球海拔最高的清洁能源网![EB/OL].(2023-11-15)[2024-12-27].<https://www.qlwb.com.cn/detail/225925.html>.
- [46] 南瑞继保.南瑞继保储能再上高原 签订西藏20MW/40MWh构网储能合同[EB/OL].(2023-06-05)[2024-11-05].<https://news.bjx.com.cn/html/20230605/131104.shtml>.
- [47] 哈尔滨工业大学.以智慧能源管理牵引绿色校园建设的探索和实践[EB/OL].(2023-06-05)[2024-11-05].https://www.miit.gov.cn/cms_files/filemanager/oldfile/miit/n1146285/n1146352/n3054355/n305.
- [48] 丛晶,宋坤,鲁海威,等.新能源电力系统中的储能技术研究综述[J].电工电能新技术,2014,33(3):53-59.
CONG Jing, SONG Kun, LU Haiwei, et al. Review of energy storage technology for new energy power system [J]. *Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy*, 2014, 33(3): 53-59.
- [49] 郭小强,魏玉鹏,万燕鸣,等.新能源制氢电力电子变换器综述[J].电力系统自动化,2021,45(20):185-199.
GUO Xiaoqiang, WEI Yupeng, WAN Yanming, et al. Review on power electronic converters for producing hydrogen from renewable energy sources [J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2021, 45(20): 185-199.
- [50] 冯天天,李晏,孙晓琪,等.大数据驱动下电-碳市场耦合及协同发展研究综述[J].智慧电力,2024,52(1):55-64.
FENG Tiantian, LI Yan, SUN Xiaoqi, et al. Review on electricity-carbon market coupling and synergistic development driven by big data [J]. *Smart Power*, 2024, 52(1): 55-64.
- [51] 樊宇琦,丁涛,孙瑜歌,等.国内外促进可再生能源消纳的电力现货市场发展综述与思考[J].中国电机工程学报,2021,41(5):1729-1752.
FAN Yuqi, DING Tao, SUN Yuge, et al. Review and cogitation for worldwide spot market development to promote renewable energy accommodation [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2021, 41(5): 1729-1752.
- [52] 卢浩鹏,谢丽蓉,高伟.计及碳交易的热电联产-储能-电锅炉风电消纳策略[J].电测与仪表,2024,61(6):1-9.
LU Haopeng, XIE Lirong, GAO Wei. Cogeneration-heat storage-electric boiler wind power consumption strategy with carbon trading [J]. *Electrical Measurement & Instrumentation*, 2024, 61(6): 1-9.
- [53] 内蒙古自治区能源局.关于全区第三批废止新能源项目情况的公告[EB/OL].(2024-08-08)[2024-12-27].https://nyj.nmg.gov.cn/zwgk/zfxxgkzldzdgknrtzgg_16482/gg_16484/202408/t20240808_2552515.html.
- [54] 内蒙古自治区能源局.关于全区新能源“再起底”第二阶段项目废止情况的公告[EB/OL].(2024-02-08)[2024-12-27].https://nyj.nmg.gov.cn/slh/gg/202402/t20240208_2467411.html.
- [55] 内蒙古自治区能源局.关于全区已废止市场化并网新能源项目的公告[EB/OL].(2023-12-24)[2024-12-27].https://nyj.nmg.gov.cn/slh/gg/202402/20240208_2467411.html.
- [56] XING X T, LIN J, SONG Y H, et al. Intermodule management within a large-capacity high-temperature power-to-hydrogen plant [J]. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 2020, 35(3): 1432-1442.
- [57] LIU T, ZHAO Z Y, TANG W B, et al. In-situ direct seawater electrolysis using floating platform in ocean with uncontrollable wave motion [J]. *Nature Communications*, 2024, 15: 5305.

收稿日期:2024-11-20

修回日期:2025-01-07

作者简介:

赵曰浩(1992),通信作者(zhaoyuehao@zju.edu.cn),男,博士,主要研究方向为综合能源系统优化及电力系统优化调度;

孙允(1988),男,硕士,高级工程师,主要研究方向为电力系统继电保护与电能计量;

王悦(1995),女,硕士,工程师,主要研究方向为电力系统及其自动化;

李知艺(1989),男,博士,研究员,主要研究方向为综合能源电力系统规划及运行、智慧城市与运筹学、信息安全及隐私保护。

(责任编辑 车永强)

DOI: 10.20097/j.cnki.issn1007-9904.240439

考虑灵活资源参与的多能耦合系统风险响应与调控

何荣凯¹,李万信¹,唐 华^{2*},张 涛¹,潘 超²

(1.国网山东省电力公司聊城供电公司,山东 聊城 252001;

2.现代电力系统仿真控制与绿色电能新技术教育部重点实验室(东北电力大学),吉林 吉林 132012)

摘要:针对我国东北地区高纬高寒特性,研究极端条件下电-气-热多能耦合系统在风险场景中的安全响应与调控。首先,分析各能流系统组成,挖掘域内灵活资源,以提升其参与多能流交互的能力。其次,考虑极端条件提出风险抵御体系,构建风险界定判据划分源荷侧风险类型,利用风险辨识指标探寻网侧薄弱环节,依据保供状态制定风险保供策略。然后,搭建灵活协同层化模型,从风险评估、灵活抵御、供电稳定及经济运行层面对系统运行进行调控与评估。最后,以东北和山东地区实际系统为对象,分析多种方案运行效果,评价其稳定性、灵活性、经济性及低碳性等效益。结果表明,发掘灵活资源可以提升系统对极端条件的抵御能力,两种典型风险场景中系统安全性指标分别改善0.72、0.43个百分点,灵活性分别提升4.83、4.90个百分点;同时,低碳单元参与调控使系统风险性进一步分别降低1.85、8.93个百分点,验证了基于风险抵御体系的层化模型能有效降低供需失衡风险对系统的影响。

关键词:多能耦合;风险辨识;灵活资源;能流交互

中图分类号:TM715

文献标志码:A

文章编号:1007-9904(2025)11-0013-20

Risk Response and Regulation of Multi-energy Coupling Systems Considering Flexible Resources Participation

HE Rongkai¹, LI Wanxin¹, TANG Hua^{2*}, ZHANG Tao¹, PAN Chao²

(1.State Grid Liaocheng Power Supply Company, Liaocheng 252001, China;

2.Key Laboratory of Modern Power System Simulation and Control & Renewable Energy Technology of Ministry of Education, Northeast Electric Power University, Jilin 132012, China)

Abstract: Aiming at the characteristics of high latitude and severe cold climate in Northeast China, the safety response and regulation of an electric-gas-heat multi-energy coupling system in risk scenarios under extreme conditions are studied. Firstly, the composition of each energy flow system is analyzed, and the flexible resources in the domain are mined to enhance their ability to participate in multi-energy flow interaction. Secondly, considering the extreme conditions, a risk mitigation system is proposed. A risk definition criterion is constructed to categorize the risk types on both the source and load sides, the risk identification index is used to explore the weak links of the network side, and the risk guarantee strategy is formulated according to the supply guarantee state. Then, a flexible collaborative layering model is built to regulate and evaluate the system operation from the aspects of risk assessment, flexible resistance, power supply stability and economic operation. Finally, taking the actual systems in Northeast China and Shandong Province as the objects of study, the operation effect of various schemes is analyzed, and the benefits of stability, flexibility, economy and low carbon are evaluated. The results show that the exploration of flexible resources can improve the system's ability to resist extreme conditions. In the two typical risk scenarios, the system's security indicators are improved by 0.72 and 0.43 percentage points, respectively, and the flexibility is improved by 4.83 and 4.90 percentage points, respectively. At the same time, the participation of low-carbon units in regulation further reduces the system's risk by 1.85 and 8.93 percentage points, respectively, which verifies that the hierarchical model based on the risk mitigation system can effectively reduce the impact of supply and demand imbalance risks on the system.

Keywords: multi-energy coupling; risk identification; flexible resources; energy flow interaction

基金项目:国网山东省电力公司科技项目“用户灵活性资源挖掘与协同技术研究”(520611240003)。

Science and Technology Project of State Grid Shandong Electric Power Company “Research on User Flexibility Resource Mining And Collaboration Technology”(520611240003).

0 引言

能流交互和“双碳”目标背景下,构建能流联供多能耦合系统(multi-energy coupled system, MECS)能有效促进风光消纳并实现能源转型^[1-3]。随着分布式电源的广泛接入,新型电力系统在极端天气、自然灾害等条件下,将更易出现供需失衡以及调控裕度不足等问题^[4]。因此,制定合理风险抵御方案并挖掘域内灵活资源,对于提升电-气-热 MECS 韧性和灵活性至关重要。

目前,国内外学者已对系统遭遇多种风险场景的安全稳定问题进行深入研究^[5]。文献[6]指出系统受台风等极端天气影响,极易发生供需失衡问题。文献[7]指出受极端天气影响,风光不确定性加重,导致系统短时出力紧缺,备用容量裕度降低,将引发电力供需失衡,更严重将造成大规模停电事故。文献[8]指出美国德克萨斯州于2021年受暴风雪等极寒天气影响,导致切负荷量较大,但系统可供跨区域支援情况不足,加剧区域间不平衡问题。针对极端条件的恶性影响,已有文献对系统的稳定性失衡解决方案进行相关研究。文献[9]针对强对流等极端天气下配电网风险预警及清障处理需求,提出了分区预警-总体权衡-优化处理机制。文献[10]指出在网侧多能流系统耦合的不确定性影响下,进行准确有效建模对于确保可再生能源在系统中的最佳集成至关重要。文献[11]提出由静止无功补偿器(static var compensator, SVC)和静止无功发生器(static var generator, SVG)构成移动式无功补偿装置,同时配备储能单元可有效平抑电压波动。上述文献主要针对系统面临的各类稳供需失衡风险研究应对措施,但针对多能流联供拓扑尚缺乏一种有效的交互与协同调控策略。

基于需求侧灵活资源的协调弹性特点,通过研究配电网源荷资源灵活互动特性,有效应对各类失衡风险问题^[12-13]。文献[14]指出大型可控工业负荷具有功率可调性,可通过电力调峰、调频及备用辅助服务市场参与系统抵御失衡风险。文献[15]研究共享储能对电-气-热系统进行灵活调节。文献[16]通过固体氧化物电池(solid oxide fuel cell, SOFC)、固体氧化物电解池(solid oxide electrolysis cell, SOEC)、电

转气(power to gas, P2G)技术及余热收集实现电、氢、气、热的转换,构成多能量流交互拓扑。已有研究表明灵活资源有效提升了系统的风险韧性,但灵活资源参与多能联供抵御风险的研究尚有不足,对于 MECS 灵活性能流交互与协同还须完善。

本文研究极端条件下 MECS 风险抵御体系,搭建灵活协同层化模型,提出电-气-热流网侧辨识指标,基于源荷侧界定风险度,综合考虑风险影响、灵活抵御、安全可靠及经济运行等因素,评估运行方案的可行性。最后以东北某区域系统为研究对象,仿真分析极端条件下 MECS 失衡响应并评估其风险运行效益,验证本文所提体系的合理有效性。

1 极端条件下 MECS 灵活能流风险抵御体系

1.1 灵活资源参与多能流交互

以东北某区域 MECS 为对象,研究其组成,系统运行通过电-气-热能流实现。其中电流子系统分为源网荷三部分:源侧主要包括上级电网、风光电源,网侧主要为 MECS 供电网络及移动式无功补偿装置(SVC、SVG等),荷侧主要包括工商民用负荷及储能单元;气流子系统主要分为氢能和天然气,氢气由 SOEC、P2G 电解水产生,天然气由上级气网和 P2G 甲烷化供给;热流子系统由上级热网、热电联产(combined heat and power, CHP)、电制热(electric boiler, EB)及余热收集等单元组成。依据电-气-热流子系统特性,引入各能流耦合设备,电热耦合为 EB 及 CHP;电氢耦合单元为 SOEC 和 SOFC;电气耦合单元为 P2G 及燃气轮机(gas turbine, GT)。

结合该系统构成,挖掘其灵活资源,包含灵活供能(电、气、热源);调控机组(CHP、EB、GT、P2G、电氢耦合单元、余热收集单元);灵活调控需求侧负荷如可调控工业负荷;共享储能(储氢、储电、储气及储热单元)。考虑灵活资源物理特性及其调控方式^[14-16],相关内容详见附录 A,研究风险抵御时其适用性,结果表明各类灵活资源参与不同调控方式具有较强针对性。

该 MECS 位于高纬高寒地区^[17],受地理气候等因素影响较大。冬春两季低温覆冰、光照不足、强风频发;夏秋两季水光充足、风能匮乏、雷电干扰性强。研究表明,MECS 在恶劣天气、自然灾害等极端条件

下的运行环境中具有较强的季节变化性与失衡风险性^[18]。因此,构建极端条件下灵活资源参与多能流交互框架,如图1所示。

1.2 风险抵御体系

结合 MECS 风险运行能流交互,提出一种风险抵御体系,包括源荷侧的风险类型界定、网侧薄弱环节辨识及风险保供策略三个环节。利用源荷侧风险界定判据完成风险类型界定;构建风险辨识指标探

寻网侧薄弱环节,进行全面的态势感知;依据辨识结果划分保供状态,并制定风险保供策略。

1.2.1 源荷侧风险类型界定

综合考虑极端条件下各子系统源荷侧的不确定性因素,划分风险场景类型。本文重点研究电流子系统,包括其源、荷侧的风险界定。

1)源侧。

风光能源受季节性影响显著,系统由于风光不

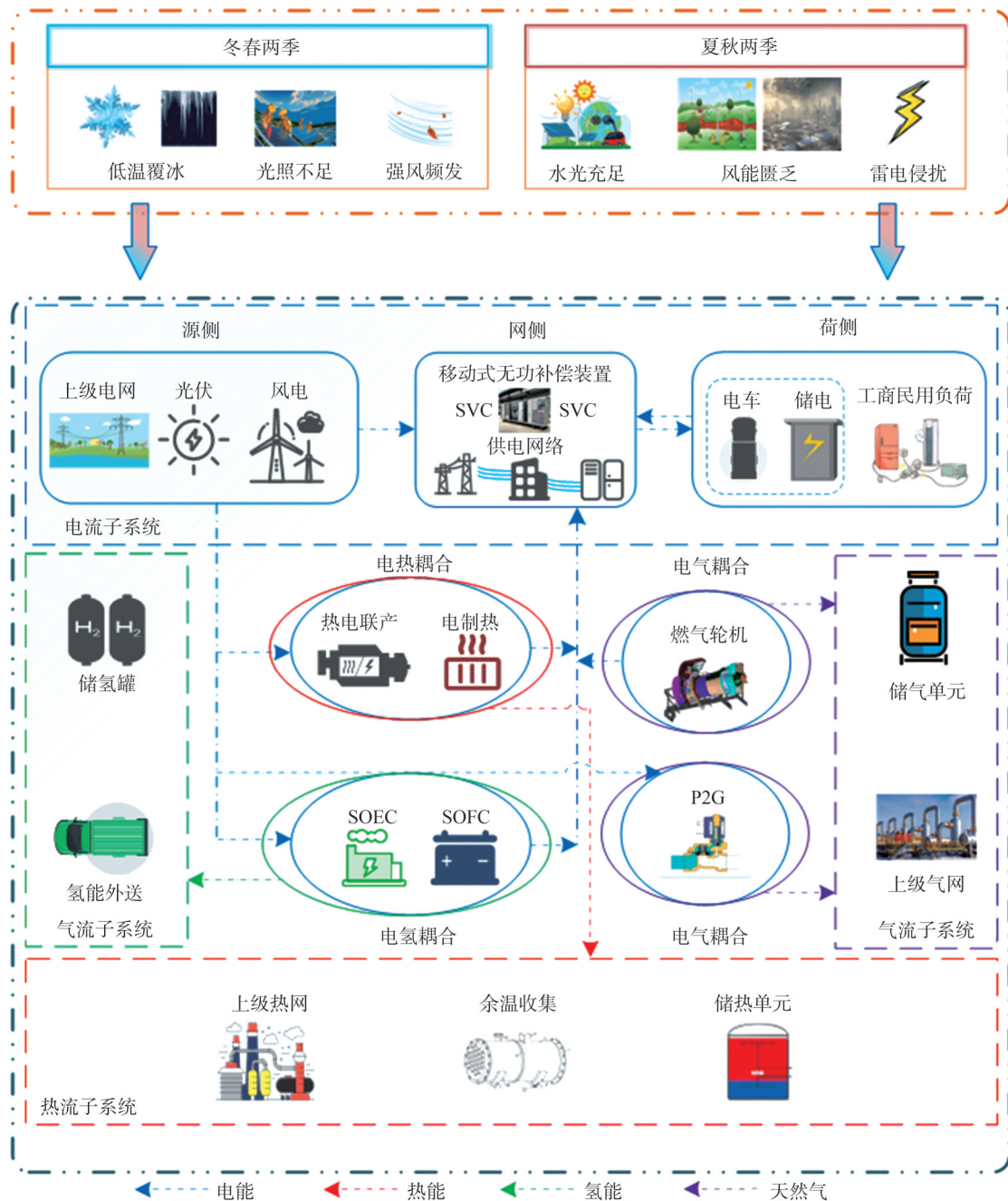


图1 极端条件下灵活资源参与多能流交互

Fig.1 Flexible resources participating in multi-energy flow interaction under extreme conditions

确定性造成供能短缺;另外雾霾、冰雹等恶劣天气也会限制分布式供能。设定源侧风险界定判据^[19]为

$$\begin{cases} CS_h^{av} |_{h_1 \leq h \leq h_2} \leq \omega CS^{nom} \\ h_2 - h_1 \geq \kappa \end{cases} \quad (1)$$

式中: S_h^{av} 、 S^{nom} 分别为源侧单位时间内平均出力及其额定值; C 为平均容量因子; h_1 、 h_2 分别为计算的起止时刻; h 为计算时刻; ω 为 CS_h^{av} 和 CS^{nom} 的比值,系统正常运行时 $\omega > 1$,当 CS_h^{av} 低于其额定值的 ω ($0 < \omega < 1$)倍时,表明系统处于非完全供能场景,其值越小则风险越严重; κ 为供能受限时长,若源侧持续供能受限时长超过2h,表明系统面临长时间供能紧缺风险。

2) 荷侧。

负荷高峰期间供能紧缺,采用限电措施以满足系统用能需求;高寒低温环境中输电系统出现严重覆冰,导致线路断裂或塔架倒塌;雷电或强风侵袭可能引发电器设备故障或短路。受其极端条件影响,负荷侧将面临用能短缺、中断及切除等风险。依据源侧界定方式,设定荷侧风险界定判据为

$$\begin{cases} CL_h^{av} |_{h_1 \leq h \leq h_2} \leq \tau CL^{nom} \\ h_2 - h_1 \geq \nu \end{cases} \quad (2)$$

式中: L_h^{av} 、 L^{nom} 分别为荷侧单位时间内平均负荷量及其额定值; τ 为 CL_h^{av} 和 CL^{nom} 的比值,系统正常运行时 $\tau > 1$,当 CL_h^{av} 低于其额定值的 τ ($0 < \tau < 1$)倍时,表明系统处于非完全用能场景, τ 越接近1表明此时荷侧将达到高峰值,反之将处于低谷期; ν 为用能受限时长,若荷侧持续用能受限时长超过2h,表明系统面临长时间用能不足风险。

基于源荷侧的风险界定判据,设定边界指标 R_{ex} 表征极端条件下系统风险程度,其数值越大表明风险程度越严重。

$$\begin{cases} R_{ex} = \kappa_s \omega^2 + \kappa_l \tau^2 \\ \kappa_s + \kappa_l = 1 \end{cases} \quad (3)$$

式中: κ_s 、 κ_l 分别为源荷侧0-1变量,当 κ_s 取0时,表明荷侧面临风险;当 κ_s 取1时,表明源侧面临风险;当 κ_l 取0时,表明源侧面临风险;当 κ_l 取1时,表明荷侧面临风险。

融合源荷侧风险类型,利用能源供给与损耗构建源网荷供需关系评价指标。

$$\begin{cases} D = CS_h^{av} - CL_h^{av} - CG_h^{av} \\ \Gamma_D = \frac{|D|}{P_N} \end{cases} \quad (4)$$

式中: D 为供需失衡量; P_N 为系统额定功率值; Γ_D 为供需关系评价指标; G_h^{av} 为网侧单位时间内平均网损量。

通过式(4),可量化评价系统供需失衡程度。当 $D=0$ 时,供需平衡;当 $D>0$ 时,供大于需;当 $D<0$ 时,供小于需。

1.2.2 网侧薄弱环节辨识

依据源荷侧风险的界定,探寻风险场景中网侧薄弱环节^[20](包含支路及节点),采用指数型函数构建电^[21-22]、热^[23]、气^[24]三部分网侧风险辨识指标,其中热、气部分见附录A,电网以节点电压和支路功率为关键参量进行风险态势评估,风险辨识指标包含节点电压 $X_{i,t}^u$ 与支路功率 $X_{ij,t}^l$ 。

$$\begin{cases} X_{i,t}^{u,up} = \frac{e^{U_{i,t} - U_i^{min}} - 1}{e - 1} \\ X_{i,t}^{u,down} = \frac{e^{U_i^{max} - U_{i,t}} - 1}{e - 1} \end{cases} \quad (5)$$

$$X_{ij,t}^l = \frac{e^{l_{ij,t} - l_{ij}^{max}} - 1}{e - 1} \quad (6)$$

式中: $U_{i,t}$ 为节点 i 在时刻 t 运行电压标么值; U_i^{max} 、 U_i^{min} 分别为时刻 t 运行电压的上下限; $X_{i,t}^{u,up}$ 、 $X_{i,t}^{u,down}$ 分别为节点电压辨识指标上下限; $l_{ij,t}$ 、 l_{ij}^{max} 分别为节点 ij 间线路在时刻 t 传输有功功率标么值及其上限。

系统正常运行时节点电压与支路功率均满足限值要求,风险辨识指标均小于0;反之,节点电压与支路功率越限,辨识指标大于0。若节点电压越上限时,辨识指标取 $X_{i,t}^{u,up}$,反之取 $X_{i,t}^{u,down}$;风险指标数值越大,表明该环节在电网中越脆弱。

考虑到极端条件下MECS保供问题,通过式(5)一式(6)计算电网运行风险指标,将网侧薄弱环节按等级进行划分^[25],如表1所示。

表1 薄弱环节等级划分

Table 1 Classification of vulnerable links by levels

| 等级划分 | 指标 X 范围 | 保供状态 |
|------|------------|------|
| 一级 | [0.8, +∞) | 紧急保供 |
| 二级 | [0.5, 0.8) | 优先保供 |
| 三级 | [0.2, 0.5) | 一般关注 |
| 四级 | [0, 0.2) | 常规监控 |

利用风险类型界定与薄弱环节辨识对系统风险运行的供需关系和保供状态进行量化与划分,进而

实现风险场景的精细化分类。考虑到负荷与网侧的重要等级程度,结合薄弱环节等级划分,如表 2 所示。

表 2 负荷与网侧的重要等级程度

| 重要程度 | 指标 X 范围 | 保供状态 |
|------|------------------|------|
| 严重 | $[0.8, +\infty)$ | 紧急保供 |
| 高 | $[0.5, 0.8)$ | 优先保供 |
| 中 | $[0.2, 0.5)$ | 一般关注 |
| 正常 | $[0, 0.2)$ | 常规监控 |

通过负荷与网侧的等级程度的结合,进一步评估薄弱环节保供状态,为风险保供策略的制定提供辅助决策。

1.2.3 风险保供策略

依据风险界定类型,利用风险辨识指标寻找网侧薄弱环节,发掘源荷侧灵活资源,参与 MECS 多能流协同交互,利用灵活能流交互构建风险保供策略^[26],以提升系统风险韧性与灵活响应能力。同时,考虑网侧电压质量问题,利用无功补偿方式改善系统运行稳定性。

1.2.3.1 源侧非完全供能场景

1) 紧急保供:网侧风险辨识指标 $X \geq 0.8$ 的薄弱环节为一级保供,该环节储能单元最先供电,保障重点单位用能;借助 SOFC 实现氢电转换,弥补差额,从而降低损失,为故障抢修争取时间。

2) 优先保供:网侧风险辨识指标 $0.5 \leq X < 0.8$ 的薄弱环节保供等级次之,针对该环节提升 CHP 和 GT 燃气供能,确保供电充足;储能及氢电单元弥补差额,以减轻风险危害,提高经济效益。

3) 一般关注:风险辨识指标 $0.2 \leq X < 0.5$ 的薄弱环节的风险等级较低,该环节需要采取调控负荷错峰用能,避免时段性耗能拥挤,从而抑制风险升级,削弱后续演变。

4) 常规监控:风险辨识指标 $X < 0.2$ 的薄弱环节,无风险威胁该环节稳定运行,需要持续监控,及时处置问题。

1.2.3.2 荷侧非完全用能场景

1) 紧急保供:网侧风险辨识指标 $X \geq 0.8$ 的薄弱

环节为一级保供,该环节速启储能单元,补足负荷需求;同时借助 SOEC 及 P2G 单元实现电气转换,为抢修争取时间,以防电能过剩损失经济效益。

2) 优先保供:网侧风险辨识指标 $0.5 \leq X < 0.8$ 的薄弱环节保供等级次之,针对该环节调整 CHP、EB 出力及 GT 燃气量,实现电热转换,确保及时用电,减轻风险。

3) 一般关注:风险辨识指标 $0.2 \leq X < 0.5$ 的薄弱环节的风险等级较低,该环节需要调控负荷改变用能计划,保证有序用电,避免风险升级,保障持续稳定。

4) 常规监控:风险辨识指标 $X < 0.2$ 的薄弱环节,无风险威胁该环节稳定运行,需要持续监控,及时处置问题。

在风险场景中针对电网稳定运行问题,研究电压变化与无功波动的关系,构建无功需求量指标 $\Delta Q_{i,t}$,表征网侧保供状态。

$$\begin{cases} \Delta E_{i,t} = |E_{i,t} - E_N| \\ \Delta Q_{i,t} = K_{\Delta E} \frac{\Delta E_{i,t}}{\Delta t} E_{i,t}^2 |Z_i| \end{cases} \quad (7)$$

式中: $E_{i,t}$ 为节点 i 在时刻 t 运行电压; E_N 为电压额定值; $\Delta E_{i,t}$ 为节点 i 在时刻 t 的电压偏差量; $K_{\Delta E}$ 为无功电压敏感系数^[27]; $|Z_i|$ 为节点 i 等效阻抗的模; Δt 为电压变化的时间间隔。

根据网侧无功需求量,确定各薄弱环节无功补偿策略。

1) 紧急保供:网侧风险辨识指标 $X \geq 0.8$ 的薄弱环节为一级保供,该环节利用移动式无功补偿装置,最短时间到达薄弱环节并投入使用。

2) 优先保供:网侧风险辨识指标 $0.5 \leq X < 0.8$ 的薄弱环节保供等级次之,针对其风险等级划分,该环节依据用户的优先级别制定补偿预案,合理分配无功补偿资源。

3) 一般关注:风险辨识指标 $0.2 \leq X < 0.5$ 的薄弱环节的风险等级较低,该环节通过有序用电避免风险升级,关注电网各节点无功需求量,根据需求适当调整补偿预案。

4) 常规监控:风险辨识指标 $X < 0.2$ 的薄弱环节,无风险威胁该环节稳定运行,需要持续监控,及时处置问题。

通过源荷侧风险界定与网侧薄弱环节辨识,制定风险保供策略,形成MECS风险抵御体系,如图2所示。

2 基于风险抵御的MECS灵活协同

基于MECS风险抵御体系,构建灵活协同层化模型,其中风险评估层考虑极端条件对系统源网荷

的影响,评估其安全风险态势,并为下一层提供风险数据;灵活抵御层根据风险评估结果,挖掘灵活性资源,分析其响应特性;供电稳定层利用灵活抵御层的资源调控信息,调整保供策略以保障电网稳定运行;经济运行层综合各层信息,优化保供策略,降低多能协同调控成本。层化模型结果如附录A图A1所示,

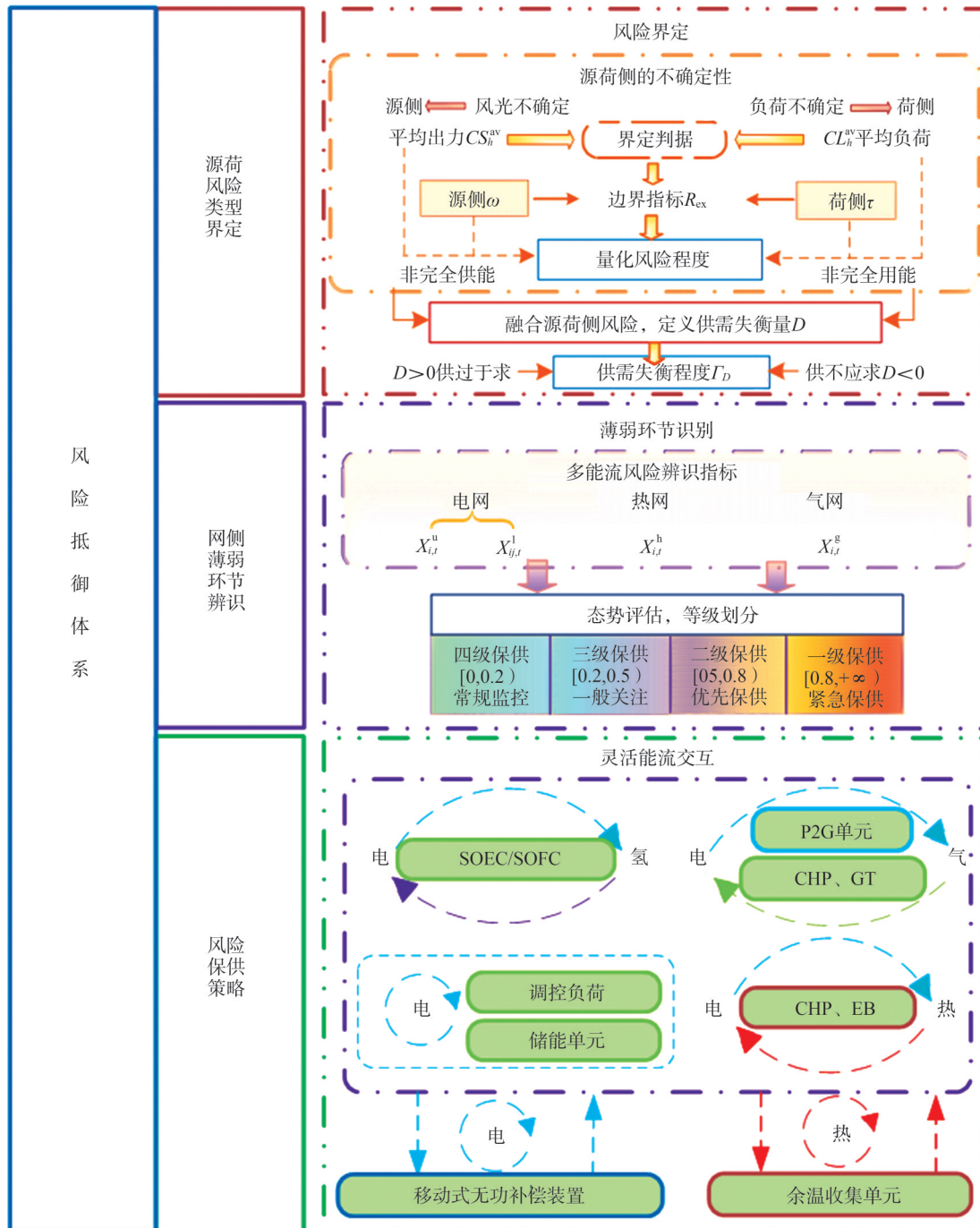


图2 极端条件下MECS风险抵御体系

Fig.2 Risk mitigation system of MECS in extreme conditions

层化模型通过四个互相关联的层级(风险评估、灵活抵御、供电稳定和经济运行)完成闭环联动,确保系统风险抵御与稳定运行的高效协同。

2.1 风险评估层

利用源荷侧风险边界指标与网侧薄弱环节辨识指标,构建电流子系统风险评估函数 f_1 。

$$f_1 = \lambda_1 R_{ex} + \lambda_2 X_{i,t}^u + \lambda_3 X_{i,t}^l \quad (8)$$

式中: $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ 均为薄弱环节风险指标的权重系数,各项权重赋值采用主客观复合方法,原理见附录B。系统正常运行时 $f_1=0, f_1$ 越高表明系统运行风险性越大。

2.2 灵活抵御层

针对供需失衡问题,研究灵活性资源参与源网荷互动效果,构建灵活抵御评估函数 f_2 。

$$f_2 = \sum_{t=1}^{24} \frac{|P_{i,t}^{\max} - P_{i,t}^{\min}|}{P_N} \quad (9)$$

式中: $P_{i,t}^{\max}, P_{i,t}^{\min}$ 分别为时刻 t 节点 i 负荷的高、低用能量。 f_2 越小表明灵活性越好。

2.3 供电稳定层

利用风险保供策略降低风险影响,针对电压波动性,构建供电稳定性评估函数 f_3 。

$$f_3 = \max_{i \in K} \left\{ \frac{1}{24} \cdot \sum_{t=1}^{24} \left| \frac{2U_{i,t+1} - U_{i,t}}{U_N} \right| \right\} \quad (10)$$

式中: K 为电网节点数量,约束条件见附录A; U_N 为节点额定电压。系统正常运行时 f_3 波动范围较小^[28], f_3 越小表明系统稳定保供性能越好。

2.4 经济运行层

在降低风险的前提下考虑系统的经济效益,研究保供策略的调控成本,构建调控成本评估函数 f_4 。

$$f_4 = C_{\text{CHP}} + C_{\text{EB}} + \sum_{i=1}^K C_{\text{ESS}} + C_g^{\text{UP}} + C_1^{\text{UP}} + C_{\text{loss}} \quad (10)$$

式中: $C_1^{\text{UP}}, C_g^{\text{UP}}$ 分别为从上级电、气网购能成本; C_{loss} 为网损成本; $C_{\text{CHP}}, C_{\text{EB}}, C_{\text{ESS}}$ 分别为CHP、EB及储能设

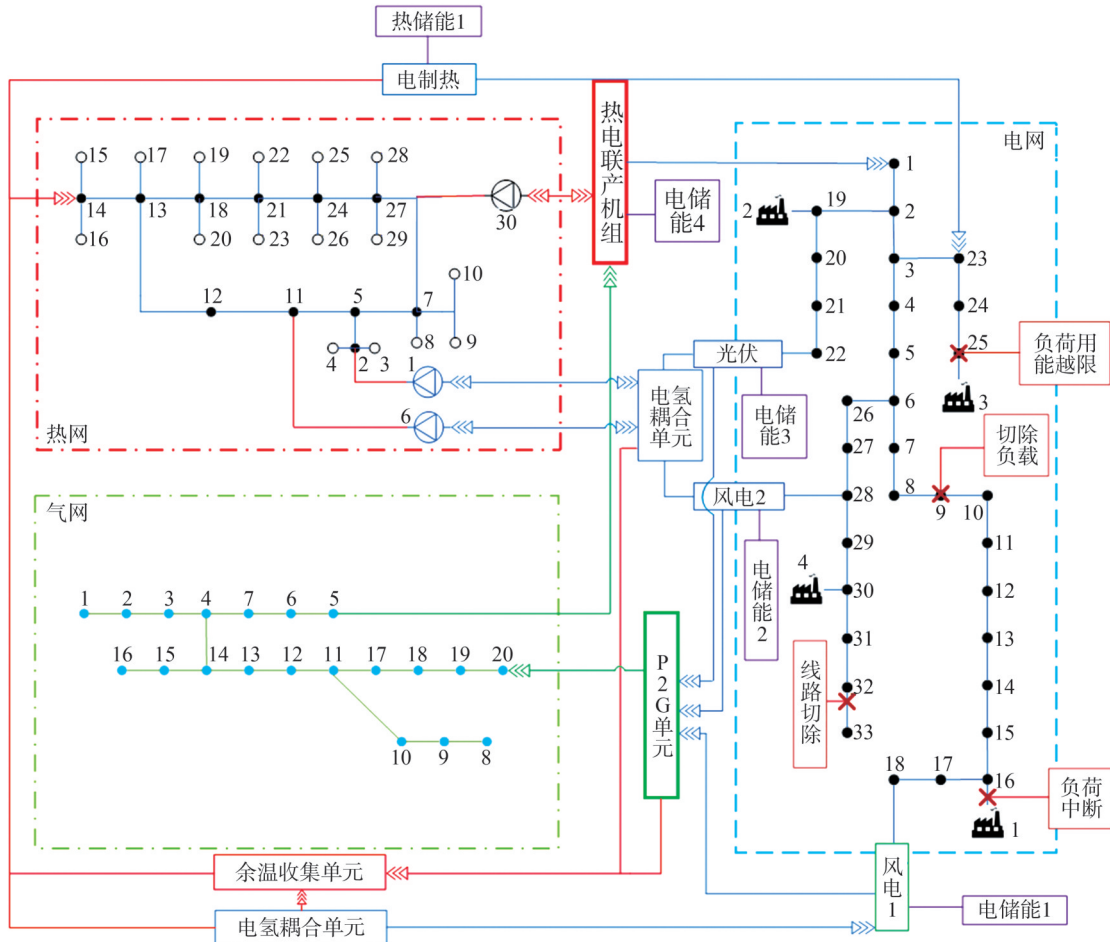


图3 源荷侧风险下MECS网架结构图

Fig.3 The network structure diagram of MECS under source and load side risks

备成本,具体模型见附录 A。 f_4 越小表明成本越低。

结合层化模型描述,综合考虑系统的协同效益,包含风险评估 f_1 、灵活抵御 f_2 、供电稳定 f_3 及调控成本 f_4 。

通过风险抵御体系的风险类型界定与网侧薄弱环节辨识,提升 MECS 在极端条件下的风险识别能力,并利用风险保供策略改善系统的风险运行稳定性。采用灵活协同层化模型,从系统风险性、灵活性、可靠性及经济性角度评估分析 MECS 源荷互动的灵活协同效果。

3 算例分析

3.1 基本信息

东北某地区 MECS 由 33 节点电网系统、30 节点热网系统及 20 节点气网系统^[29]共同耦合,网架结构如图 3 所示,具体参数详见附录 B 中表 B1—表 B3。系统供能侧包含上级能源、CHP 以及风光能源,CHP 连接电网节点 1 与热网节点 30,并通过气网节点 5 向 CHP 供电。风电 1 与风电 2 分别由电网节点 18、节点 28 接入电网,光伏接入电网节点 22;此外电网节点 16、节点 19、节点 25、节点 30 处连接可控工业负荷;在风光接入位置配置电氢耦合单元,引入 P2G 完成电-气-热能流的灵活交互,同时配备余热收集单元,将电转气过程中产生的余热接入热网。

典型日风光出力及负荷用能如图 4 所示。

3.2 源荷侧风险界定

针对极端条件下 MECS 源荷侧运行情况,利用风险界定判据,研究不同场景风险类型。选取 12:00 作为典型时刻,选取部分代表性风险场景,结果如表 3 所示。

基于非完全供/用能风险场景,研究源荷侧供需失衡状态。结合系统配置设定源侧额定功率 150 MW,荷侧额定功率 120 MW,计算系统供需关系评价指标,其中正常运行时供需失衡指标为 10%,计算结果如表 4 所示。

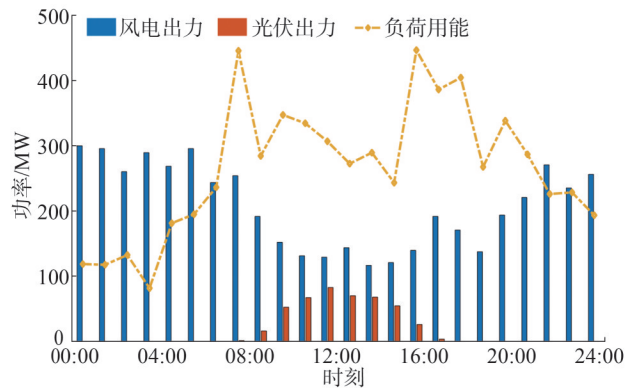


图 4 典型日风光及负荷出力

Fig.4 Typical daily output of wind, solar and load

表 3 源荷侧风险类型界定

Table 3 Definition of risk types on the source-load sides

| 判据 | 场景类型 | | | |
|----------------|--------------|------------------------------------|------------------------------------|--------------------------------------|
| | 正常场景 | 风险场景 | | |
| 源侧 ω | $\omega > 1$ | 风电 1 缺失 40%, $\omega = 0.40$ | 风电 2 缺失 60%, $\omega = 0.60$ | 光伏缺失 20%, $\omega = 0.20$ |
| | | 线路 33 切除, $\tau = 0.24$ | 工业负荷 1 切除, $\tau = 0.44$ | 节点 25 负荷 削减 30%, $\tau = 0.35$ |
| 荷侧 τ | $\tau > 1$ | | | |

由表 4 可以看出,源侧失衡评价指标数值一般高于荷侧,源侧风险导致系统的供需失衡程度高于荷侧。非完全供能场景中风电装机容量较大且不确定性较强,故其出力缺额引起的系统供需失衡程度高于光伏。非完全用能场景中耗能较高的环节发生风险时引起较严重的失衡程度。因此,考虑源荷侧供需失衡程度的差异性,可以合理利用薄弱环节辨识与风险保供策略实现区域态势等级划分与无功补偿治理。

3.3 网侧薄弱环节辨识与保供

基于失衡风险类型界定计算各场景边界指标,结果如表 5 所示。

表 4 供需失衡量和指标

Table 4 Quantity/ indicators of supply-demand imbalance

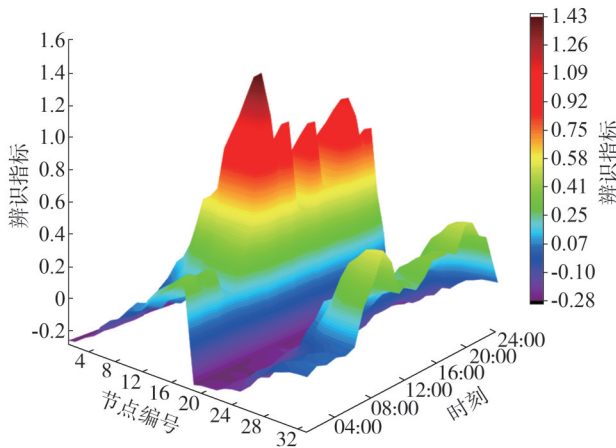
| 参数 | 正常运行 | 源侧 | | | 荷侧 | | | |
|--------------------|-------------|----------------|----------------|--------------|-------------|--------------|--------------------|------------|
| | | 风电 1 缺失 40% | 风电 2 缺失 60% | 光伏 缺失 20% | 线路 33 切除 | 工业负荷 1 切除 | 节点 25 负荷 削减 30% | 节点 9 切除 |
| 失衡量 D/MW | ± 10.00 | -129.11 | -147.56 | -23.60 | 19.02 | 66.12 | 38.85 | 106.10 |
| 评价指标 $\Gamma_p/\%$ | 10.00 | 86.07 | 98.37 | 15.73 | 15.85 | 55.10 | 32.38 | 88.42 |

表5 风险场景边界指标

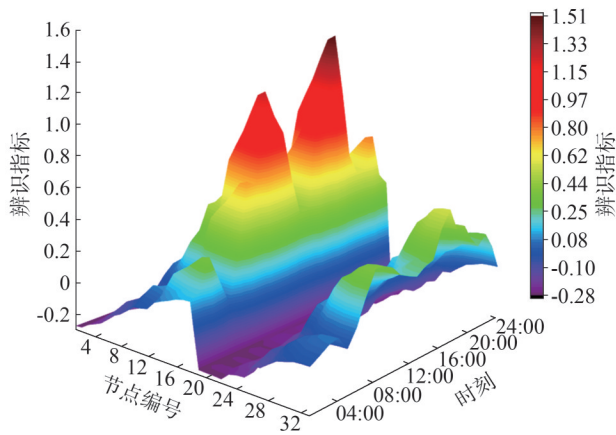
Table 5 Boundary indicators for risk scenarios

| 边界正常 指标运行 | 源侧 | | | 荷侧 | | | |
|--------------|-----|------|------|------|------|------|------|
| | 风电1 | 风电2 | 光伏 | 线路 | 工业 | 节点25 | 节点9 |
| | 缺失 | 缺失 | 缺失 | 33 | 负荷1 | 负荷削 | 切除 |
| | 40% | 60% | 20% | 切除 | 切除 | 减30% | |
| R_{ex} | >1 | 0.16 | 0.36 | 0.04 | 0.06 | 0.19 | 0.12 |
| | | | | | | | 0.74 |

利用边界指标分析网侧薄弱环节,以非完全供能场景1(风电1缺失40%)和非完全用能场景2(节点9负荷切除)为例,节点辨识结果如图5所示。



(a) 场景1



(b) 场景2

图5 典型场景网侧节点辨识结果

Fig.5 Network-side node identification results in typical scenarios

结合图4、图5,系统08:00—20:00用能较多,受风险影响较为明显。负荷用电量越大,辨识指标

越高,节点薄弱环节为节点8—节点18。结果表明,能流汇集区域更易遭受风险影响。

典型时刻薄弱环节保供状态如图6所示。

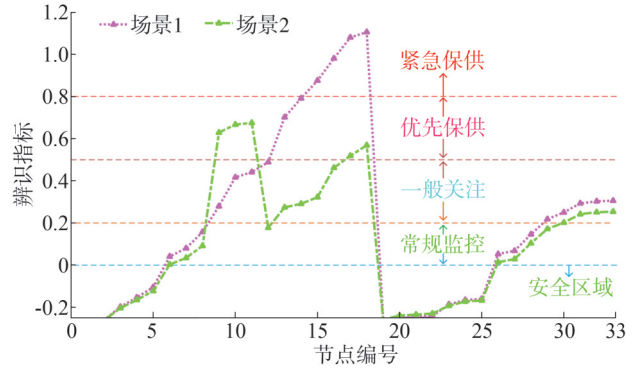


图6 12:00典型场景薄弱环节保供状态

Fig.6 Supply guarantee state of vulnerable links in the typical scenarios at 12:00

场景1中风电部分机组退出,导致邻近区域供能不足,进而影响节点邻域电压波动。按照薄弱环节等级划分保供状态,其中节点14—节点18电压跌落较为严重,为紧急保供;节点1—节点5及节点19—节点25电压波动未超出限值,为安全状态。场景2中负荷切除导致供能过剩,使相邻节点电压波动,其影响程度低于场景1,其中节点9—节点11及节点17—节点18为优先保供,节点1—节点5及节点19—节点25为安全状态。可以看出,各环节的保供状态与风险拓扑距离强相关。

依据薄弱环节辨识结果分析其无功需求,结果见附录B中的图B1,选取典型时刻研究各节点无功需求,为风险保供提供辅助决策,结果如图7所示。

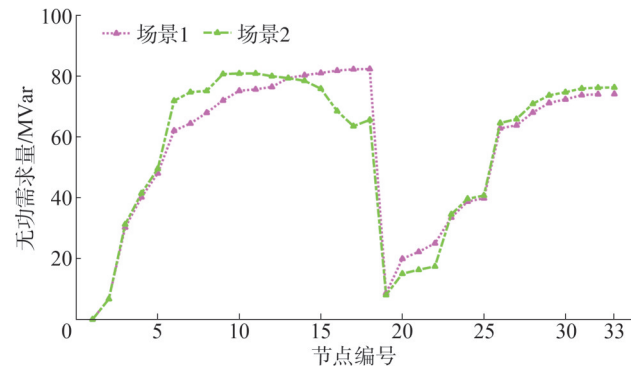


图7 12:00典型场景无功需求

Fig.7 Reactive power demand in typical scenarios at 12:00

由图7可以发现,虽然不同风险场景中系统的供需失衡程度具有差异性,但网侧电压波动与无功需求分布具有相似的规律性。其中,薄弱环节的保供状态等级越高,无功需求越大。因此,可以因地制宜,根据保供等级采用区域化治理策略。

3.4 MECS 风险抵御与协同

基于风险抵御体系,利用灵活协同层化模型制定各场景运行方案。

方案 I:模拟 MECS 正常或风险运行,考虑源荷侧风险边界指标与薄弱辨识指标,利用风险评估层模型分析系统的风险性;结合供电稳定层与经济运行层模型,评估供需运行风险对系统造成的影响。

方案 II:在方案 I 的基础上引入灵活抵御层模型,分析风险抵御体系对系统抗风险能力的提升效果,其中灵活性资源包括 CHP、GT、EB 等调控机组,共享储能及大型工业可控负荷。

方案 III:在方案 II 的基础上,进一步研究低碳单元参与多能流交互的运行效果,其中低碳单元包含 P2G、电氢耦合单元及余温收集等。

各场景采用改进粒子群算法^[30]计算协同效益,有效平衡和协调各个目标函数,以优化求解系统运行多样性解集,其具体算法原理见附录 A。依据权重赋值确定方式及系统需求设定风险评估权重,其中 λ_1 、 λ_2 、 λ_3 分别取 0.3、0.4、0.4,各场景中不同方案的系统运行结果如表 6 所示。

研究不同方案风险性变化,结果见附录 B 中的图 B2,并结合表 6 可知,不同场景中各方案的系统运行指标存在较大差异。在相同方案中对比分析各场景的协同效益,方案 I 中非完全供能场景的系统风险性较非完全用能场景提高 3.85~23.08 个百分点,方案 II 中灵活抵御模型使系统风险性降低 8.57~18.92 个百分点,可靠性提升 1.08~4.17 个百分点,灵活性增加 1.19~7.93 个百分点,调控成本增加 4.64~8.36 个百分点,结果表明,灵活抵御可降低系统风险影响,以增加其成本投入提升系统可靠性及灵活性。方案 III 中通过低碳单元可进一步提升系统风险调控的灵活性 0.18~5.25 个百分点,同时引入低碳单元可实现电-气-热多能流转换,使调控成本降低 1.14~5.49 个百分点,结果表明,低碳单元可进一步提升系统灵活性,并通过多能流交互增强系统经济运行能力。

表 6 各场景系统响应与协同运行方案

Table 6 System response and collaborative operation scheme for each scenario

| 运行场景 | 运行方案 | 协同效益 | | | |
|--------------------|------|------------|---------------|------------|----------------------|
| | | 风险评估 f_1 | 灵活抵御 $f_2/\%$ | 供电稳定 f_3 | 调控成本 $f_4/\text{万元}$ |
| 正常场景 | I | | | 0.88 | 331.21 |
| | II | 0.82 | 97.35 | 1.25 | 314.35 |
| | III | 0.63 | 85.76 | 0.92 | 370.20 |
| 风电 1 缺失 40% | I | 0.59 | 79.15 | 0.89 | 364.35 |
| | II | 0.96 | 96.73 | 1.56 | 318.22 |
| | III | 0.85 | 89.10 | 0.95 | 361.55 |
| 风电 2 缺失 60% | I | 0.75 | 81.29 | 0.94 | 349.35 |
| | II | 0.81 | 95.72 | 1.02 | 306.85 |
| | III | 0.64 | 89.94 | 0.94 | 357.50 |
| 光伏 缺失 20% | I | 0.61 | 83.45 | 0.91 | 350.55 |
| | II | 0.78 | 96.82 | 1.13 | 295.60 |
| | III | 0.74 | 83.33 | 0.95 | 350.15 |
| 线路 33 切除 | I | 0.66 | 79.29 | 0.92 | 342.30 |
| | II | 0.91 | 97.48 | 1.34 | 299.45 |
| | III | 0.71 | 84.75 | 0.96 | 354.50 |
| 工业负荷 1 切除 | I | 0.67 | 82.85 | 0.93 | 327.60 |
| | II | 0.84 | 98.68 | 0.98 | 300.25 |
| | III | 0.70 | 84.36 | 0.94 | 341.65 |
| 节点 25 负荷 削减 30% | I | 0.65 | 82.00 | 0.91 | 338.50 |
| | II | 0.79 | 99.02 | 1.16 | 308.59 |
| | III | 0.71 | 85.11 | 0.93 | 364.65 |
| 节点 9 负荷切除 | I | 0.66 | 79.84 | 0.90 | 345.40 |

分析相同场景中不同运行方案的协同效益,以两个典型场景为例,见附录 B 中的图 B3。由图 B3 并结合表 6 可以看出,方案 I 评估非完全供、用能场景较正常运行的风险性均明显增大,可靠性分别降低 42.05、31.82 个百分点,但由于部分风电机组的退出和负荷用能的减少,使其调控成本分别降低 5.09、6.83 个百分点。方案 II 通过灵活抵御模型优化系统运行,使风险评估、灵活抵御及供电稳定等指标较方案 I 均有所改善,其中系统风险性分别降低 23.17、10.13 个百分点,灵活性分别增加 11.91、14.05 个百分点,可靠性分别提升 26.40、19.83 个百分点;同时,

由于调控机组、共享储能等参与系统运行,使其调控成本分别增加 17.77、18.17 个百分点,因此合理利用灵活资源可有效提升系统的风险响应韧性与调控灵活性。方案 III 考虑低碳单元,与方案 II 相比,两个典型场景中风险性分别降低 6.35、7.04 个百分点,灵活性分别提升 7.71、6.19 个百分点,可靠性分别提升 3.26、3.23 个百分点,调控成本分别降低 1.58、5.28 个百分点。结果表明,通过低碳单元参与调控可以降低系统风险运行的调控成本,并进一步改善其协同效益。

研究 MECS 需求侧响应,各场景下的负荷波动情况如图 8 所示。

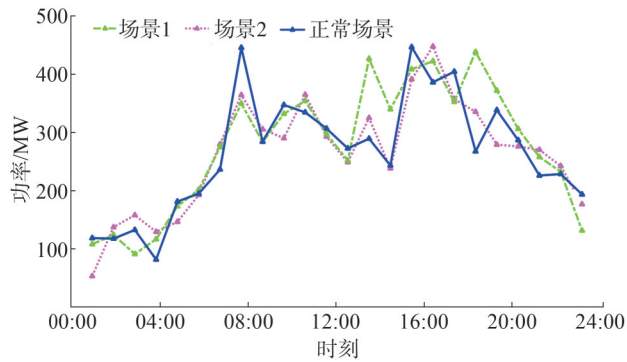


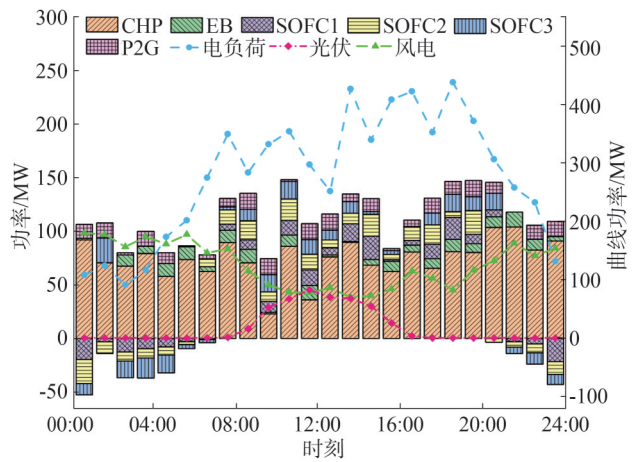
图8 各场景典型日负荷波动

Fig.8 Typical daily load fluctuations in different scenarios

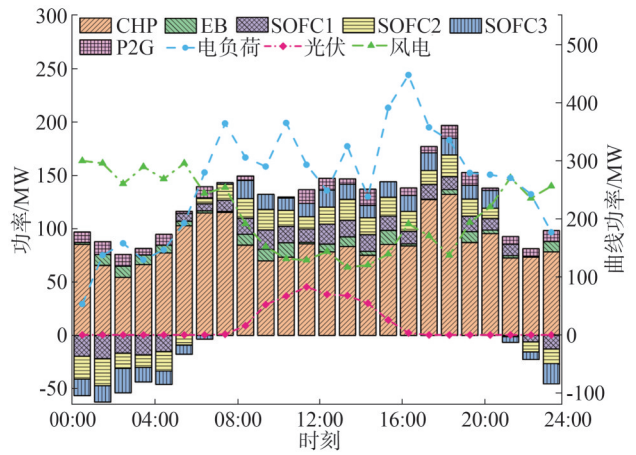
场景 1 中,风电 1 部分机组退出导致新能源出力明显下降,负荷用量受源荷关系的显著影响;与正常情况相比,负荷昼高峰时段突增,夜低谷时段锐减。场景 2 中,节点 9 负荷切除,导致其峰谷波动显著。故风险场景中系统削峰填谷压力增加,致使出现供需失衡等问题,影响其安全与灵活性。

针对上述情况,挖掘各类灵活资源,考虑方案 II、III 的协同调控,研究供需失衡风险下 MECS 源荷储时序响应特性,如图 9 所示。

场景 1 中方案 II 引入灵活抵御模型参与 MECS 协同,避免供需失衡风险。22:00—05:00 负荷低谷时段,风光出力难以满足用电,通过调整 CHP 出力以满足负荷需求,SOEC 与 P2G 通过多能流交互,促进电-氢-气资源的灵活互动并降低弃风。06:00—21:00 为负荷高峰时段,用电量逐步增加,风光能源受限,日间热负荷降低,通过调节 CHP 供热和供电量,



(a)场景 1



(b)场景 2

图9 典型场景中 MECS 时序响应

Fig.9 Time-series response of MECS in typical scenarios

改善系统供需不匹配问题;该时段 SOFC 释放电能可有效补充供能缺额,缓解极端条件下 MECS 削峰填谷压力。场景 2 中负荷切除导致系统的供需不匹配,夜间 SOEC、P2G 吸收盈余电能,平抑风能波动;昼间用电量增加,风光出力与负荷用能不匹配问题加剧,方案 II 利用各类灵活资源进行调控,如 CHP 降低电能、SOFC 释放电能满足间歇性负荷波动需求,并提高能源利用率。由此可见,非完全供/用能场景中,各类灵活资源参与多能协同可有效抵御供需失衡风险。

进一步分析方案 III 的协同效果,以正常场景和场景 2 为例,P2G 与余温收集的时序响应结果如图 10 所示。

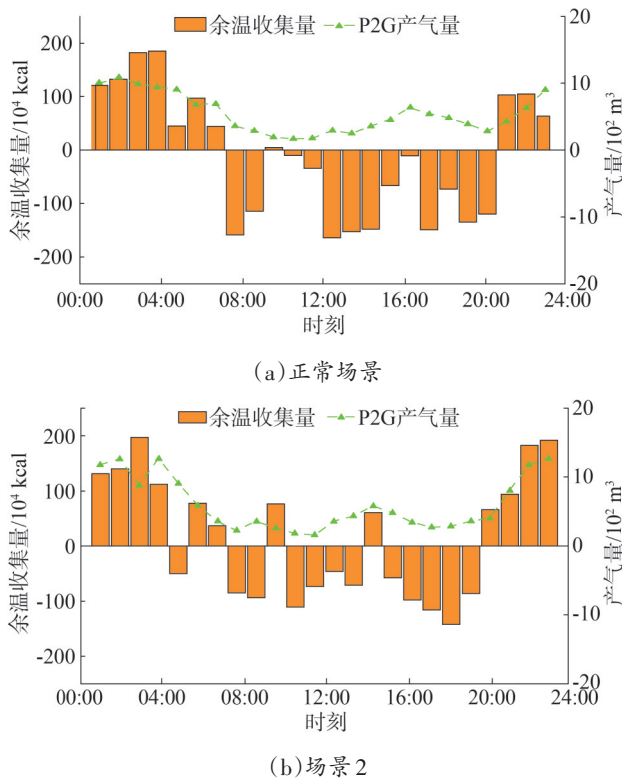


图10 两种典型场景下P2G与余温收集时序响应
Fig.10 Time-series response of P2G and residual temperature collection in two typical scenarios

供需失衡风险下,夜间负荷低谷时段,P2G、电氢耦合单元参与调控,产气量峰值时段比正常情况显著增加;余温收集单元收集能流交互过程中产生的余热,制热量峰值时段比正常情况明显提升。昼间负荷高峰时段,P2G、余温收集等单元补足源荷差额;结合图9,该时段内低碳单元可缩短源荷差额,从而降低供需失衡影响。结果表明,低碳单元进一步平衡供需关系,提升系统风险抵御能力。

结合各类灵活资源的时序响应情况,研究其参与风险保供时对网侧薄弱环节的改善效果,选取典型时刻分析各节点改善后保供状态,结果如图11所示。

结合图6与图11,对比分析网侧改善前后的保供状态。场景1中保供级别最高的薄弱节点14—节点18引入调控机组及储能单元参与紧急保供,结合无功补偿策略,电压波动显著降低;场景2中节点9—节点11、节点17—节点18优先保供,通过调整CHP、EB出力及GT燃气量,确保及时用电,削弱后续演变。典型场景中各薄弱环节均得到有效改善。

由此可见,灵活资源参与风险抵御可减轻供需失衡对MECS网侧的影响,并显著提高系统安全性。

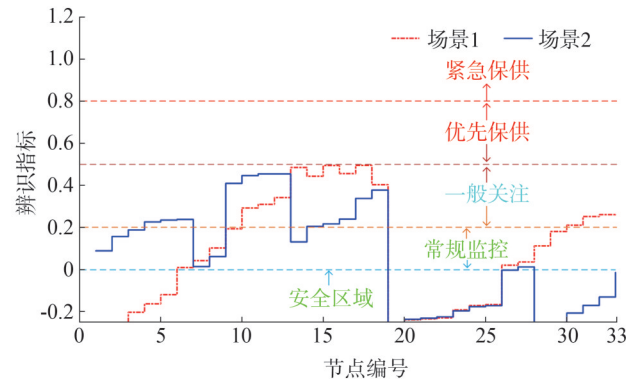


图11 灵活资源协同抵御节点辨识结果
Fig.11 Results of node identification with collaborative defense of flexible resources

通过对MECS风险抵御与协同的描述,分析不同层面协同效果。风险评估层融合源荷侧风险边界指标与薄弱辨识指标,体现风险识别与评估的协同作用;灵活抵御层利用灵活资源(调控机组、共享储能及可控负荷等)的协同作用提升系统的抗风险干扰能力;供电稳定层和经济运行层分别从电网稳定性和经济性的角度,体现保供策略与成本效益之间的协同关系。

3.5 模型验证

为进一步验证模型的适用性,以山东某城市区域电网为研究对象,该城市电网架构如图12所示。

该城市电网供能侧包含上级能源、CHP以及风光电源。东北区域系统考虑热电厂供能影响,CHP连接电网节点15与热网节点15;风电及光伏电源分别接入电网节点8、11,将储能单元作为光伏电源补充部分安装于相应节点处;此外电网节点6、11、12及14处连接可控工业负荷。东南区域系统考虑热电厂供能影响,CHP连接电网节点3与热网节点1;风、光电源分别接入电网节点5、8,储能单元安装光伏相应节点处;电网节点7、12、16及17处连接可控工业负荷。西南区域系统CHP连接电网节点1与热网节点8;风、光电源分别接入电网节点8、9,储能单元安装光伏相应节点处;电网节点7、10处连接可控工业负荷。西北区域系统考虑热电厂供能影响,CHP连接电网节点8与热网节点8;风、光电源分别

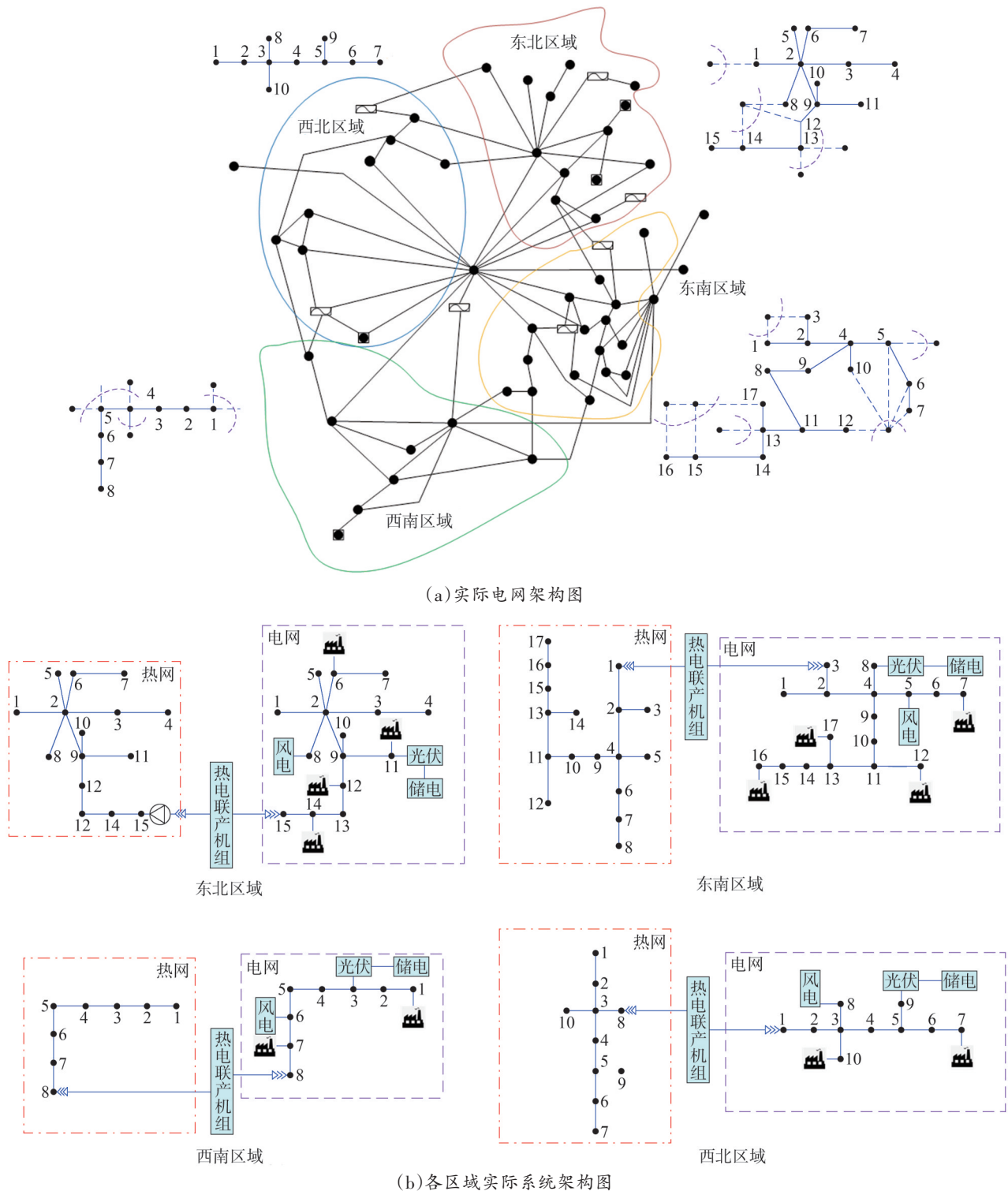


图 12 山东某城市区域电网架构图

Fig.12 Regional power grid architecture diagram of a city in Shandong

接入电网节点 6、3,储能单元安装光伏相应节点处;电网节点 1、7 处连接可控工业负荷。具体模型验证仿真结果见附录 A。结果表明,风险保供策略有利于提升系统抗风险干扰能力,验证本文所提层化模

型的合理可行性。

4 结论

研究异构系统在极端条件的风险抵御体系,构

建风险场景灵活协同层化模型,得出以下结论:

1)结合灵活资源参与多能流交互,提出风险抵御体系,利用边界指标描述源荷侧风险程度,辨识网侧薄弱环节形成抵御策略,可对系统运行风险性进行量化评估,并有效提升系统应对风险的抗干扰能力。

2)通过层化模型协同优化与调控,能够从稳定性、灵活性及经济性等角度评估 MECS 源网荷互动抵御风险的协同效果。结果表明,合理利用灵活资源可有效提升系统的风险响应韧性与调控灵活性。

3)通过引入 P2G 和余温收集等低碳单元,可进一步平衡系统供需关系,并促进灵活资源对网侧薄弱环节的改善,从而提升系统的风险抵御能力。

参考文献

- [1] 张帅,刘文霞,张艺伟,等.计及多重热惯性特征的区域综合能源系统可靠性评估[J].电工技术学报,2023,38(12):3289-3305.
ZHANG Shuai, LIU Wenxia, ZHANG Yiwei, et al. Reliability assessment of regional integrated energy system considering with multiple thermal inertia characteristics [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2023, 38(12): 3289-3305.
- [2] 邢家维,孙树敏,程艳,等.综合能源系统多能流建模和仿真技术综述[J].山东电力技术,2022,49(6):1-7.
XING Jiawei, SUN Shumin, CHENG Yan, et al. Review on multi-energy system flow modeling and simulation technology for integrated energy system [J]. Shandong Electric Power, 2022, 49(6): 1-7.
- [3] BRAMERDORFER G. Multiobjective electric machine optimization for highest reliability demands [J]. CES Transactions on Electrical Machines and Systems, 2020, 4(2): 71-78.
- [4] 辛保安,李明节,贺静波,等.新型电力系统安全防御体系探究[J].中国电机工程学报,2023,43(15):5723-5732.
XIN Baoan, LI Mingjie, HE Jingbo, et al. Research on security defense system of new power system [J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(15): 5723-5732.
- [5] 张礼浩,刘翔宇,顾雪平,等.新型电力系统频率安全稳定研究综述及展望[J].浙江电力,2024,43(10):12-26.
ZHANG Lihao, LIU Xiangyu, GU Xueping, et al. Review and prospects of frequency security and stability research in new-type power systems [J]. Zhejiang Electric Power, 2024, 43(10): 12-26.
- [6] 谭静,王东,张英华,等.台风灾害下电网多维韧性评估研究[J].山东电力技术,2024,51(3):27-35.
TAN Jing, WANG Dong, ZHANG Yinghua, et al. Multidimensional resilience assessment of power grids under typhoon disasters [J]. Shandong Electric Power, 2024, 51(3): 27-35.
- [7] TIAN Z G, LI C S, SUN M Z, et al. Chance constrained optimization of multi-energy supply system with wind and PV combined output [C] // 2024 9th Asia Conference on Power and Electrical Engineering (ACPEE). IEEE, 2024: 1276-1280.
- [8] 寇岩,刘宇明,郭亮.美国德州“2.15停电”事件分析及对山东电力市场的启示[J].山东电力技术,2021,48(11):15-20,28.
KOU Yan, LIU Yuming, GUO Liang. Analysis of the “2.15 power outage” in Texas, USA and its enlightenment to Shandong electric power retail market [J]. Shandong Electric Power, 2021, 48(11): 15-20, 28.
- [9] 姚福星,苗世洪,涂青宇,等.考虑强对流天气的乡镇配电网树线矛盾风险预警及优化处理[J].电工技术学报,2023,38(22):6188-6203.
YAO Fuxing, MIAO Shihong, TU Qingyu, et al. Risk warning and optimization processing for tree-line contradiction in rural distribution network considering severe convective weather [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2023, 38(22): 6188-6203.
- [10] FAN H, WANG C Y, LIU L, et al. Review of uncertainty modeling for optimal operation of integrated energy system [J]. Frontiers in Energy Research, 2022, 9: 641337.
- [11] FANOS B N F, SOLIMAN M H, TALAAT H E A, et al. Modern active voltage control in distribution networks, including distributed generation, using the hardware-in-the-loop technique [J]. Symmetry, 2023, 15(1): 90.
- [12] 姜云鹏,任洲洋,李秋燕,等.考虑多灵活性资源协调调度的配电网新能源消纳策略[J].电工技术学报,2022,37(7):1820-1835.
JIANG Yunpeng, REN Zhouyang, LI Qiuyan, et al. An accommodation strategy for renewable energy in distribution network considering coordinated dispatching of multi-flexible resources [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2022, 37(7): 1820-1835.
- [13] 潘超,杨铖,唐华,等.考虑氨能与广义储能的多能耦合系统低碳协调运行[J].电力建设,2024,45(7):122-133.
PAN Chao, YANG Cheng, TANG Hua, et al. Low-carbon coordinated operation of multi-energy coupled system considering ammonia energy and generalized energy storage participation [J]. Electric Power Construction, 2024, 45(7): 122-133.
- [14] LIU H L, YUAN R J, LI J, et al. Research on the evaluation method of peak shaving and valley filling potential of power demand side response based on typical large industrial users [C] // 2022 IEEE 6th Conference on Energy Internet and Energy System Integration (EI2). IEEE, 2023: 3148-3152.
- [15] 王继东,许秋铭,黄婷,等.含共享储能的数据中心微网群分布式优化调度[J].电网技术,2024,48(8):3238-3247.
WANG Jidong, XU Qiuming, HUANG Ting, et al. Distributed optimal scheduling of data center microgrids cluster with shared

- energy storage[J].Power System Technology, 2024, 48(8): 3238-3247.
- [16] 薛太林,杨海翔,张海霞,等.考虑P2G及碳捕集的热电联产虚拟电厂低碳优化调度[J].山东电力技术,2024,51(5):1-8.
XUE Tailin, YANG Haixiang, ZHANG Haixia, et al. Low carbon optimal scheduling of CHP virtual power plants considering P2G and carbon capture[J].Shandong Electric Power, 2024, 51(5): 1-8.
- [17] 吉林省生态环境厅,吉林省发展和改革委员会.吉林省适应气候变化行动方案[EB/OL].(2023-09-28)[2024-11-08].http://xxgk.jl.gov.cn/zcbm/fgw_98007/xxgkmlqy/202309/t20230925_8804218.htm.
- [18] 王强钢,吴雪琴,杨杰龙,等.考虑设备变工况特性和灵活性供需匹配的园区综合能源系统优化配置模型[J].电力自动化设备,2023,43(3):20-28,37.
WANG Qianggang, WU Xuehui, YANG Longjie, et al. Optimal allocation model of community integrated energy system considering off-design performance of device and flexible supply-demand matching [J]. Electric Power Automation Equipment, 2023, 43(3): 20-28, 37.
- [19] 姜海洋,杜尔顺,马佳豪,等.考虑长周期供需不平衡风险的新型电力系统规划方法[J].中国电机工程学报,2024,44(15):5845-5857.
JIANG Haiyang, DU Ershun, MA Jiahao, et al. A new power system planning method considering the risk of long-term imbalance between supply and demand[J].Proceedings of the CSEE, 2024, 44(15): 5845-5857.
- [20] 陈丽娟,刘丽,周昶,等.计及运行风险与韧性的综合能源系统薄弱环节辨识[J].电力系统自动化,2022,46(6):48-57.
CHEN Lijuan, LIU Li, ZHOU Chang, et al. Weakness identification of integrated energy systems considering operation risk and resilience[J].Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(6): 48-57.
- [21] 全国电压电流等级和频率标准化技术委员会.电能质量 供电电压偏差:GB 12325—2008[S].北京:中国标准出版社,2008.
- [22] 徐玉韬,冯起辉,谈竹奎,等.考虑转供与重构协同的多端柔性互联配电网供电恢复策略[J].电工技术学报,2024,39(9):2696-2709.
XU Yutao, FENG Qihui, TAN Zhukui, et al. Optimal power restoration strategy for multi-terminal flexible interconnected distribution networks based on flexible interconnection device and network reconfiguration [J].Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(9): 2696-2709.
- [23] 中华人民共和国住房和城乡建设部.城镇供热管网设计标准:CJJ/T 34—2022[S].北京:中国计划出版社,2022.
- [24] 中华人民共和国建设部.城镇燃气设计规范:GB 50028—2006[S].北京:中国建筑工业出版社,2006.
- [25] 刘威,张东霞,丁玉成,等.基于随机矩阵理论与熵理论的电网薄弱环节辨识方法[J].中国电机工程学报,2017,37(20):5893-5901.
LIU Wei, ZHANG Dongxia, DING Yucheng, et al. Power grid vulnerability identification methods based on random matrix theory and entropy theory [J].Proceedings of the CSEE, 2017, 37(20): 5893-5901.
- [26] 李军祥,王艺帆,马晓佳.基于PMSC控电管理的智能电网紧急需求响应策略[J/OL].系统工程:1-12[2024-11-08].https://kns.cnki.net/kcms/detail/43.1115.N.20241008.1347.005.html.
LI Junxiang, WANG Yifan, MA Xiaojia. Emergency demand response strategy of smart grid based on PMSC power control management [J/OL].Systems Engineering: 1-12 [2024-11-08]. https://kns.cnki.net/kcms/detail/43.1115.N.20241008.1347.005.html.
- [27] 张玮亚,王紫钰.智能配电系统分区电压控制技术综述[J].电力系统保护与控制,2017,45(1):146-154.
ZHANG Weiya, WANG Ziyu. Review of zonal-voltage control techniques of smart distribution system [J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(1): 146-154.
- [28] 吴志,李广焕,张小平,等.基于单端口耦合等值的配电网静态电压稳定指标分析及应用[J].电力系统自动化,2023,47(23):44-54.
WU Zhi, LI Guanghuan, ZHANG Xiaoping, et al. Analysis and application of static voltage stability indices for distribution network based on single-port coupling equivalence [J].Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(23): 44-54.
- [29] CHEN Z X, ZHANG Y J, JI T Y, et al. Coordinated optimal dispatch and market equilibrium of integrated electric power and natural gas networks with P2G embedded [J].Journal of Modern Power Systems and Clean Energy, 2018, 6(3): 495-508.
- [30] 王典,潘超,鹿丽,等.计及风-光时序相关特性的源-储并网阶段式规划策略[J].东北电力大学学报,2020,40(4):1-10.
WANG Dian, PAN Chao, LU Li, et al. Source-storage staged planning strategy considering wind-photovoltaic timing related characteristics [J].Journal of Northeast Electric Power University, 2020, 40(4): 1-10.

收稿日期:2024-11-10

修回日期:2025-02-17

作者简介:

何荣凯(1991),男,硕士,工程师,主要研究方向为继电保护、电能计量采集;

李万信(1989),男,硕士,高级工程师,主要研究方向为电力营销;

唐华(2000),通信作者(1055321989@qq.com),男,硕士在读,主要研究方向为综合能源系统;

张涛(1984),男,高级工程师,主要研究方向为电力营销;

潘超(1981),男,博士,教授,主要研究方向为电力系统稳定与电磁兼容。

(责任编辑 车永强)

附录A 相关公式及模型验证

A.1 气、热流风险辨识指标

A.1.1 热流风险辨识指标 $X_{i,t}^h$

依据国家标准^[23],选取参考温度基准值 30°C ,研究回水温度偏移量 T_{py} ,辨识热网风险薄弱环节。

$$\left\{ X_{i,t}^h = \frac{e^{\{T_{i,t}^h - [T_{i,t}^h - T_{i,t}^h] - 30\}} - 1}{e - 1} \right. \quad (\text{A1})$$

式中: $T_{i,t}^h$ 为节点 i 在时刻 t 的回水温度。热流风险辨识指标值越大,表明该环节失衡风险下越薄弱。

A.1.2 气流风险辨识指标 $X_{i,t}^g$

依据国家标准^[24],针对天然气管道的物理特性,通过管道气压衡量其风险薄弱环节。

$$X_{i,t}^g = \frac{e^{B_i^t - B_0} - 1}{e - 1} \quad (\text{A2})$$

式中: B_i^t 为节点 i 在时刻 t 的气压; B_0 为系统的安全运行的节点气压下限。气流风险辨识指标值越大,表明天然气子系统该环节越薄弱。

A.2 机组出力约束

灵活调控机组 EB、GT、CHP 出力约束如下。

$$\left\{ \begin{array}{l} 0 \leq H_t^{\text{EB}} \leq H_N^{\text{EB}} \\ -W_{\text{GT}}^{\text{down}} \Delta t \leq P_{\text{GT},t+1} - P_{\text{GT},t} \leq W_{\text{GT}}^{\text{up}} \Delta t \\ \max(\alpha + \beta \psi_t^{\text{CHP}}, P_{\text{min}}^{\text{CHP}} - \gamma \psi_t^{\text{CHP}}) \leq P_t^{\text{CHP}} \leq P_{\text{max}}^{\text{CHP}} - \gamma \psi_t^{\text{CHP}} \end{array} \right. \quad (\text{A3})$$

式中: H_t^{EB} 、 H_N^{EB} 分别为时刻 t 电制热设备供热功率及额定值; $P_{\text{GT},t}$ 、 $W_{\text{GT}}^{\text{up}}$ 、 $W_{\text{GT}}^{\text{down}}$ 分别为时刻 t 燃气轮机功率及其上、下坡功率; P_t^{CHP} 、 $P_{\text{min}}^{\text{CHP}}$ 、 $P_{\text{max}}^{\text{CHP}}$ 、 ψ_t^{CHP} 分别为热电联产机组时刻 t 供电功率、供电功率最大值、供电功率最小值、时刻 t 供热功率; α 、 β 、 γ 分别为热电联产机组特征系数。

A.3 负荷能流平衡约束

A.3.1 电气热能平衡

$$\left\{ \begin{array}{l} P_t^{\text{UP}} + P_t^{\text{w}} + P_t^{\text{PV}} + P_t^{\text{CHP}} + P_{t,\text{da}}^{\text{BES}} = \\ P_t^{\text{L}} + P_t^{\text{d}} + P_{t,\text{ca}}^{\text{BES}} + P_t^{\text{EB}} + P_t^{\text{P2G}} + P_t^{\text{loss}} \\ H_t^{\text{L}} = H_t^{\text{CHP}} + H_t^{\text{EB}} + H_t^{\text{P2G}} + H_t^{\text{SOFC/SOEC}} + H_t^{\text{loss}} \\ L_t^{\text{g}} + L_t^{\text{GT}} + L_t^{\text{loss}} + L_{t,\text{ca}}^{\text{BES}} = L_{t,\text{g}}^{\text{UP}} + L_{t,\text{g}}^{\text{P2G}} + L_{t,\text{da}}^{\text{BES}} \end{array} \right. \quad (\text{A4})$$

$$\sum_{i \in K} Q_{i,t} = \sum_{i \in K} (Q_{i,t}^{\text{SC}} - Q_{i,t}^{\text{d}}) + Q_t^{\text{tr}} \quad (\text{A5})$$

式中: P_t^{UP} 、 P_t^{w} 、 P_t^{PV} 、 P_t^{CHP} 为时刻 t 上级电网购电量、风、光及 CHP 出力; P_t^{L} 、 P_t^{EB} 、 P_t^{P2G} 、 P_t^{loss} 、 P_t^{d} 为时刻 t 电

负荷、EB 耗电、P2G 耗电、网损功率、弃风弃光量; $P_{t,\text{ca}}^{\text{BES}}$ 、 $P_{t,\text{da}}^{\text{BES}}$ 分别为储能充、放电功率; H 、 L 为热、天然气负荷功率; $Q_{i,t}$ 、 $Q_{i,t}^{\text{SC}}$ 、 $Q_{i,t}^{\text{d}}$ 、 Q_t^{tr} 为节点 i 在时刻 t 注入、移动无功补偿、节点负荷、主网与配电网交互的无功功率。

A.3.2 节点电压、支路功率传输约束

$$U_i^{\text{min}}(t) \leq U_i(t) \leq U_i^{\text{max}}(t) \quad (\text{A6})$$

$$P_{ij,\text{min}}^{\text{TR}} \leq P_{ij,t}^{\text{TR}} \leq P_{ij,\text{max}}^{\text{TR}} \quad (\text{A7})$$

式中: $U_i(t)$ 、 $U_i^{\text{min}}(t)$ 、 $U_i^{\text{max}}(t)$ 分别为时刻 t 节点 i 电压及其上下限; $P_{ij,t}^{\text{TR}}$ 、 $P_{ij,\text{max}}^{\text{TR}}$ 、 $P_{ij,\text{min}}^{\text{TR}}$ 分别为时刻 t 支路 ij 的传输功率及其上下限。

A.4 网损成本 C_{loss} 、设备成本 C_{CHP} 、 C_{EB}

$$\left\{ \begin{array}{l} C_{\text{loss}} = \lambda^e P_{\text{loss}} + \lambda^h H_{\text{loss}} + \lambda^g Q_{\text{loss}} \\ P_{\text{loss}} = \sum_{i=1}^{24} \sum_{i=1}^{n_i} \frac{P_{i,t}^2 + Q_{i,t}^2}{E_{i,t}^2} R_i \\ H_{\text{loss}} = \sum_{t=1}^{24} \sum_{k=1}^{n_k} c m_k \Delta T_{k,t} \\ Q_{\text{loss}} = Q_{\text{in}} + Q_{\text{start}} - (Q_{\text{out}} + Q_{\text{end}}) \\ C_{\text{CHP}} = \sum_{t=1}^{24} [a_g (P_t^{\text{CHP}} + \mu_{\text{CHP}} H_t^{\text{CHP}})^2 + \\ b_g (P_t^{\text{CHP}} + \mu_{\text{CHP}} H_t^{\text{CHP}}) + c_g] \\ C_{\text{EB}} = \sigma^{\text{EB}} P_t^{\text{EB}} \end{array} \right. \quad (\text{A8})$$

式中: P_{loss} 、 Q_{loss} 、 H_{loss} 分别为电气热网损功率; λ^e 、 λ^h 、 λ^g 分别为单位电、热、气网损成本; $P_{i,t}$ 、 $Q_{i,t}$ 分别为电网节点 i 在时刻 t 有功及无功功率; R_i 为与电网节点 i 相连电阻阻值; c 为介质比热容; m_k 为热管道 k 介质质量; $\Delta T_{k,t}$ 为热管道 k 在时刻 t 的首末端温差; n_k 、 n_k 分别为电、热网节点数; Q_{in} 、 Q_{out} 、 Q_{start} 、 Q_{end} 分别为天然气管段输入、输出流量、期初、期末管存量; a_g 、 b_g 、 c_g 为热电联产供电成本系数; σ^{EB} 为电制热设备转换成本系数。

A.5 能流风险指标权重方法

风险指标权重选取依据系统运行经验,并考虑风险分析侧重需求,结合主客观赋权法的思想,采用复合赋权方法^[20]综合评估能流风险指标权重 λ_x ,以平衡客观需求与主观侧重。

$$\lambda_x = \frac{\lambda_x^s \lambda_x^o}{\sum_{x=1}^X \lambda_x^s \lambda_x^o} \quad (\text{A9})$$

式中: λ_x^s 、 λ_x^o 分别为主观赋权、客观赋权法确定风险

辨识指标 x 的权重大小。

A.6 层化模型

层化模型如图 A1 所示。

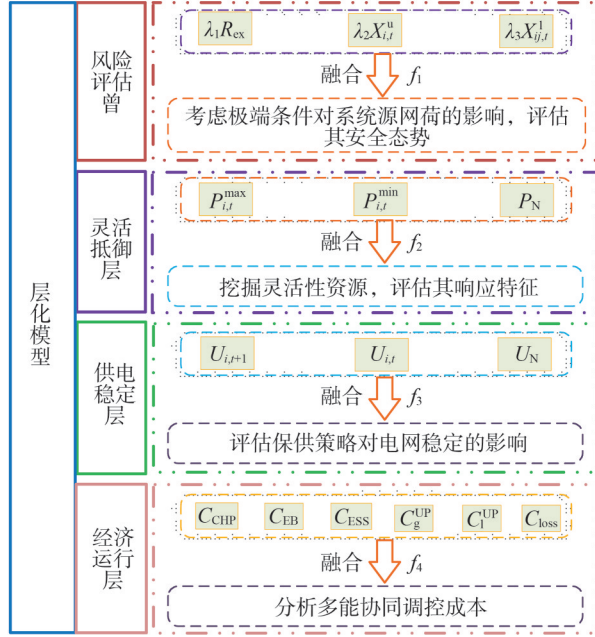


图 A1 层化模型
Fig.A1 Layering model

A.7 基于灰色关联度支配改进多目标粒子群算法

A.7.1 多目标粒子群优化算法

以最小化为例,多目标优化问题可表示为

$$\begin{cases} \min F(x) = \{f_1(x), f_2(x), \dots, f_m(x)\} \\ \text{s.t. } g(x) \leq 0 \end{cases} \quad (\text{A10})$$

式中: m 为目标函数个数; $g(x)$ 为约束函数。

粒子群算法的粒子速度、位置公式为

$$\begin{cases} v_{gw}^{s+1} = \omega v_{gw}^s + c_1 r_1 (p_{gw}^s - x^s) + c_2 r_2 (g_{gw}^s - x^s) \\ x_{gw}^{s+1} = v_{gw}^{s+1} + x_{gw}^s \end{cases} \quad (\text{A11})$$

式中: v_{gw}^{s+1} 为粒子 g 在第 s 次迭代中第 w 维的速度; ω 为惯性权重; c_1, c_2 为学习因子; r_1, r_2 分别为 $[0, 1]$ 之间的随机数; x_{gw}^s 为粒子 g 在第 s 次迭代中第 w 维的位置; p_{gw}^s 为粒子 g 在第 w 维的个体极值点的位置; g_{gw}^s 为整个群体在第 w 维的全局极值点的位置。

A.7.2 灰色关联度支配策略

首先判断各个指标方向性, f_1 为负向指标, 期望

值越小越好; f_2, f_3, f_4 为正向指标, 期望值越大越好。为便于计算, 需将指标进行同向处理, 即将负向指标转化正向指标, 其转化方式为

$$f_{pq}^+ = \begin{cases} \frac{1}{A + \max |f_q| + f_{pq}}, & f_{pq} \text{ 为负向指标值,} \\ f_{pq}, & f_{pq} \text{ 为正向指标值.} \end{cases} \quad (\text{A12})$$

式中: A 为调整负向指标正向化后数值范围的参数, 取值 1; f_{pq} 为第 p 个规划规划方案的第 q 个指标对应的指标值; f_{pq}^+ 为同向处理后的指标值。

第 p 个规划方案与第 q 个指标的关联度为

$$\delta_{pq} = \frac{\min_{N_s} \min_{N_l} |f_{oq} - f_{pq}^+| + \rho \max_{N_s} \max_{N_l} |f_{oq} - f_{pq}^+|}{|f_{oq} - f_{pq}^+| + \rho \max_{N_s} \max_{N_l} |f_{oq} - f_{pq}^+|} \quad (\text{A13})$$

式中: N_s 为规划方案个数; N_l 为多目标指标个数; f_{oq} 为第 q 个指标理想状态对应的目标值; ρ 为分辨系数。

各规划方案与理想方案的关联度为

$$T_p = \frac{1}{N} \sum_{q=1}^{N_l} T_{G_{pq}} \quad (\text{A14})$$

T_p 数值越大表示方案 p 规划效果越好。

灰色关联度支配策略具体步骤为: 首先计算 T_p , 在迭代到第 s 代时, 保留当前解集中 T_p 最优的个体 $T_{\text{best}, p}$; 其次与下一代群体中的个体进行比较, 若在下一代群体中 T_p 都不大于 $T_{\text{best}, p}$, 则把 $T_{\text{best}, p}$ 加入该群体中; 最后保证群体规模不变, 淘汰掉该群体中 T_p 最差的个体。

A.8 灵活资源相关的物理特性及其调控方式

A.8.1 调控机组

A.8.1.1 热电联产机组

$$\begin{cases} \max(\alpha + \beta \psi_t^{\text{CHP}}, P_{\min}^{\text{CHP}} - \gamma \psi_t^{\text{CHP}}) \leq P_t^{\text{CHP}} \leq P_{\max}^{\text{CHP}} - \gamma \psi_t^{\text{CHP}} \\ \psi_{\min}^{\text{CHP}} \leq \psi_{g,t}^{\text{CHP}} \leq \psi_{\max}^{\text{CHP}} \\ P_t^{\text{CHP}} - P_{t-1}^{\text{CHP}} \leq \Delta P_u \\ P_{t-1}^{\text{CHP}} - P_t^{\text{CHP}} \leq \Delta P_d \end{cases} \quad (\text{A15})$$

式中: $\psi_{\min}^{\text{CHP}}, \psi_{\max}^{\text{CHP}}$ 为热电联产供热最小/最大功率; $\Delta P_u, \Delta P_d$ 分为热电联产机组上、下坡出力。

A.8.1.2 电制热设备

$$\begin{cases} H_t^{\text{EB}} = \varepsilon_{\text{EB}} P_t^{\text{EB}} \\ 0 \leq P_t^{\text{EB}} \leq P_N^{\text{EB}} \end{cases} \quad (\text{A16})$$

式中: P_N^{EB} 为电制热设备额定功率; ε_{EB} 为电制热设备电热转换效率。

A.8.1.3 电氢耦合单元

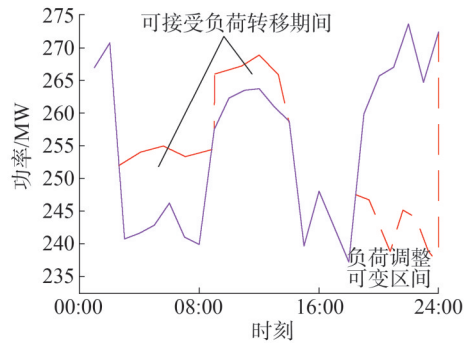
$$\begin{cases} V_{H_2}^{SOEC}(t) = k_l I(t) - k_T^{SOEC} (T^{SOEC}(t) - T_0) \\ P^{SOFC}(t) = k_{SOFC} Q_{H_2}(t) - k_T^{SOFC} (T^{SOFC}(t) - T_0) \end{cases} \quad (A17)$$

式中： $V_{H_2}^{SOEC}(t)$ 为时刻 t 电解池产气量； k_l 为电解池相关系数； $I(t)$ 为时刻 t 电解池电流； k_T^{SOEC} 为SOEC温度偏移相关系数； $T^{SOEC}(t)$ 、 T_0 分别为电解池时刻 t 温度及其参考值； $P^{SOFC}(t)$ 为SOFC输出电功率； k_{SOFC} 、 k_T^{SOFC} 为燃料电池相关系数； $Q_{H_2}(t)$ 为氢气流量； $T^{SOFC}(t)$ 为燃料电池 t 时刻温度。

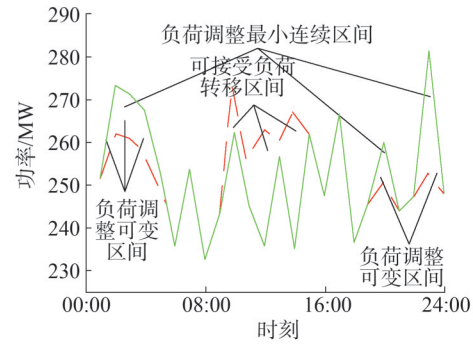
A.8.2 可调控工业负荷

由于相较民、商业负荷,工业负荷具有耗电量大、规模性强、受产业类型影响大等特点,可通过改变自身生产计划、调整生产时间等措施,转移、削减部分用电负荷进而响应系统调控,能够作为荷侧灵活性资源的主要来源。对东北地区几类具有典型行业差异性的工业负荷调控能力进行分析,研究相关的物理特性及其调控方式。选取典型工业负荷,结果见图A2。

化工企业用电需求具有明显的波动性,休业期06:00—08:00、14:00—16:00用电量骤降,作业期17:00—24:00用电量突升,保持长时间用电高峰。该企业可通过调整高峰用电期生产计划,将部分用



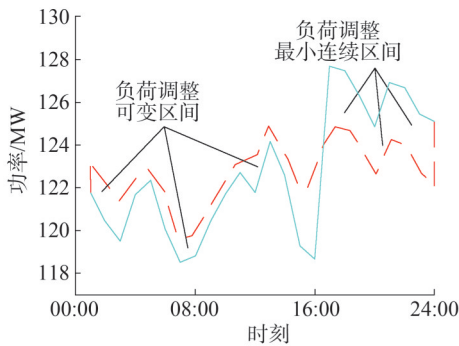
(c) 炼钢企业典型日负荷调整特性



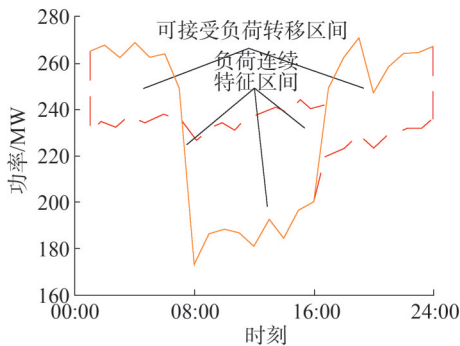
(d) 纺织企业典型日负荷调整特性

图A2 各企业典型日负荷调整特性

Fig.A2 Typical daily load adjustment characteristics of each enterprise



(a) 化工企业典型日负荷调整特性



(b) 冶金企业典型日负荷调整特性

电量转移至其余作业期,以贴近风光波动情况。冶金企业用电时段较为集中,由于企业用电设备特性,作业期01:00—07:00、17:00—24:00与休业期用电需求存在显著差异,其中作业期呈现双峰特性,保持较长时段高峰用电;休业期仅需满足基础设施用电。该企业可提前生产计划,将作业期用电需求转移至休业期,达到削峰填谷效果。炼钢企业用电负荷波动性较大,24 h内波峰波谷情况连续出现,用电需求呈双峰双谷特性,例如09:00—14:00、19:00—24:00时段用电量较高,工作时间结束后用电需求量迅速降低。该企业可通过改变生产计划削减部分高峰负荷,避免系统长时间用电高峰。纺织企业用电负荷具有明显周期性与波动性,依据生产设备用电特性,日间连续约3 h内将出现短暂的尖峰负荷,并呈现起伏波动性。该企业可利用错峰生产削减部分尖峰负荷,实现有序用电。

A.8.3 共享储能单元

电-气-热储能运行过程中均可动态吸收能量并适时释放,平抑风光出力的波动性,间接扩大区

域电热能源系统消纳可再生能源的能力,在满足电、热负荷需求的同时缓解电源发电、供热压力。对共享储能响应特性及约束建立统一的模型如下所示。

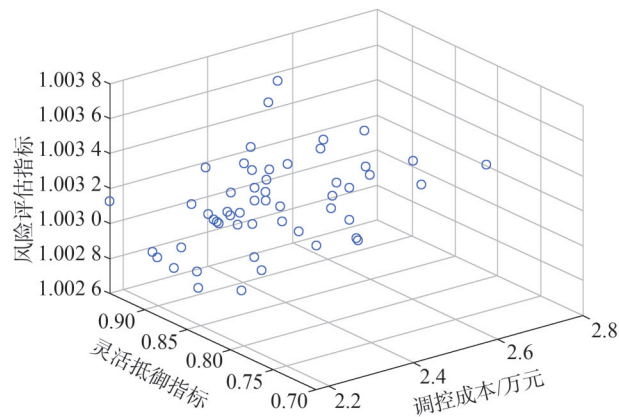
$$\begin{cases} E_{e,j}^{\text{ESS}} = E_{e,j-1}^{\text{ESS}} + P_{e,j}^{\text{ESS,ca}} \mu_{e,ca}^{\text{ESS}} \Delta t - P_{e,j}^{\text{ESS,da}} \Delta t / \mu_{e,da}^{\text{ESS}} \\ E_{\min} \leq E_{e,j} \leq E_{\max} \\ \delta_i^{\text{ESS,ca}} P_{e,\min}^{\text{ESS,ca}} \leq P_{e,j}^{\text{ESS,ca}} \leq \delta_i^{\text{ESS,ca}} P_{e,\max}^{\text{ESS,ca}} \\ \delta_i^{\text{ESS,da}} P_{e,\min}^{\text{ESS,da}} \leq P_{e,j}^{\text{ESS,da}} \leq \delta_i^{\text{ESS,da}} P_{e,\max}^{\text{ESS,da}} \\ \delta_i^{\text{ESS,da}} + \delta_i^{\text{ESS,ca}} \leq 1 \end{cases} \quad (\text{A18})$$

式中: $E_{e,t}^{\text{ESS}}$ 为第 e 种储能设备时刻 t 储能容量; E_{\max} 、 E_{\min} 为储能设备容量上、下限; $P_{e,t}^{\text{ESS,ca}}$ 、 $P_{e,t}^{\text{ESS,da}}$ 为第 e 种储能设备时刻 t 充/放能功率; $P_{e,\max}^{\text{ESS,ca}}$ 、 $P_{e,\min}^{\text{ESS,ca}}$ 为储能设备充能功率上、下限; $P_{e,\max}^{\text{ESS,da}}$ 、 $P_{e,\min}^{\text{ESS,da}}$ 为储能设备供能功率上、下限; $\mu_{e,ca}^{\text{ESS}}$ 、 $\mu_{e,da}^{\text{ESS}}$ 为第 e 种储能设备充/放能效率; $\delta_i^{\text{ESS,ca}}$ 、 $\delta_i^{\text{ESS,da}}$ 表示储能充/放能状态,取 0 时为非工作状态,取 1 时为工作状态。

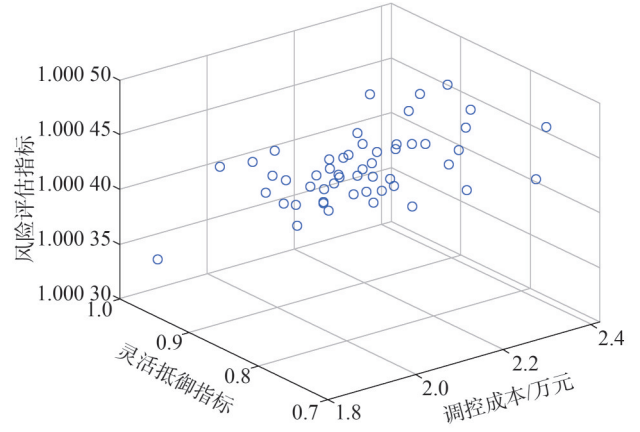
A.9 模型验证仿真结果

利用改进粒子群算法,通过仿真分析得到不同方案下东北区域的 Pareto 运行解集,结果见图 A3。

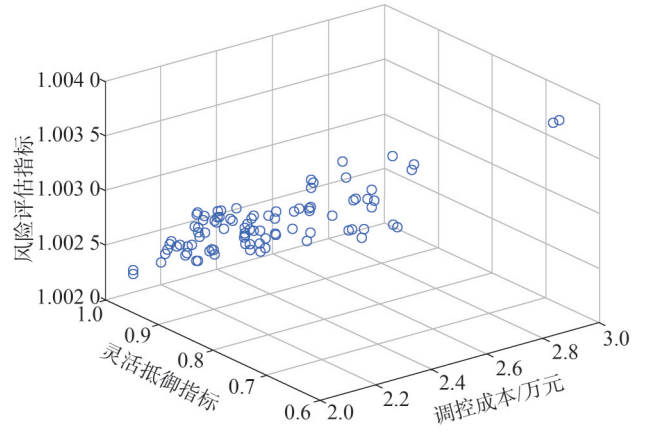
由图 A3 不难看出,各协同效益间存在相互制约的关系。随着风险抵御策略的参与,风险性降低,灵活性呈上升趋势,由于灵活资源的参与,以增加其成本投入提升系统可靠性及灵活性;将 P2G、电氢耦合单元及余热收集作为低碳单元参与协同抵御时,风险性进一步降低,协同效益并得到进一步改善。结果表明,基于风险抵御体系的层化模型有效提升系统抗风险干扰能力,验证其合理可行性。



(a) 方案 I



(b) 方案 II



(c) 方案 III

图 A3 各方案多目标优化 Pareto 解集

Fig.A3 Pareto solution set of multi-objective optimization for each scheme

附录 B 相关图表

设备参数、电源碳排放强度和分时电价如表 B1、表 B2 和表 B3 所示,典型场景节点无功需求量如图 B1 所示。

表 B1 设备参数

| Table B1 Equipment parameters | |
|-------------------------------|---------|
| 参数 | 取值 |
| a_g /(元/MWh) | 0.004 4 |
| b_g /(元/MWh) | 13.29 |
| c_g /(元/MWh) | 39 |
| σ^{EB} /(元/MWh) | 0.026 |
| α | 0.15 |
| β | 0.01 |
| γ | 0.75 |

表B2 电源碳排放强度

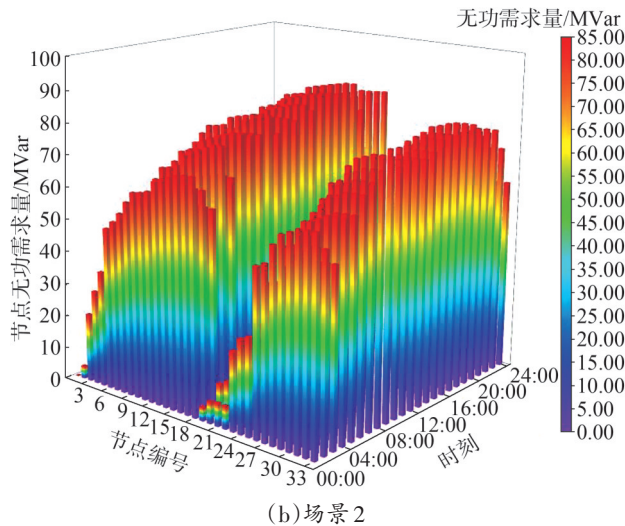
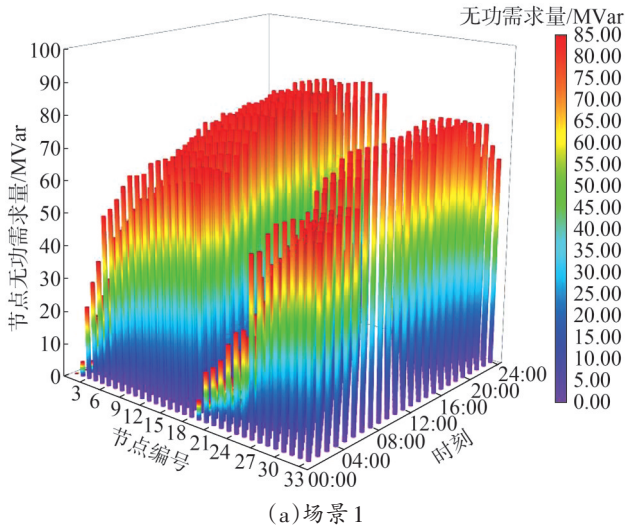
Table B2 Carbon emission intensity of power sources

| 供电单元 | 碳排放强度/(t/MWh) |
|------|---------------|
| 热电联产 | 0.85 |
| 上级电网 | 0.5 |
| 风光电源 | 0 |

表B3 分时电价

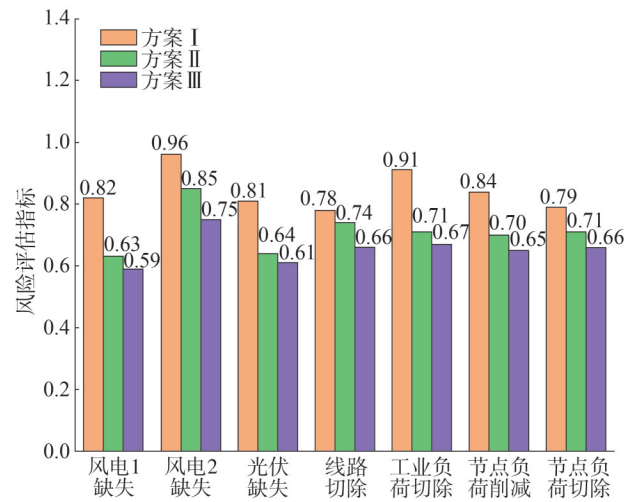
Table B3 Time-of-use electricity pricing

| 时段 | 电价/(元/kWh) |
|------|------------|
| 低谷时段 | 0.4 |
| 平价时段 | 0.8 |
| 高峰时段 | 1.2 |



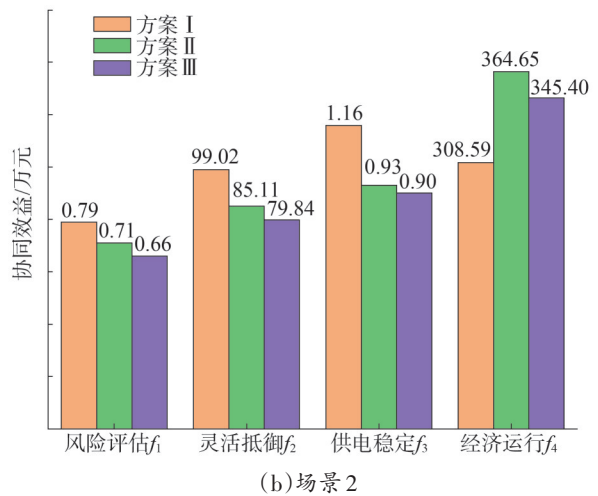
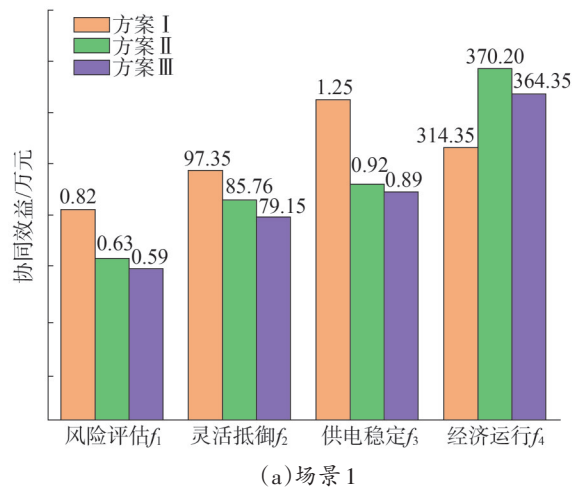
图B1 典型场景节点无功需求量

Fig.B1 Reactive power demand of nodes in typical scenarios



图B2 各风险场景不同方案风险评估指标对比

Fig.B2 Comparison of risk assessment indicators of different schemes in each risk scenario



图B3 典型场景各方案协同效益对比

Fig.B3 Comparison of collaborative benefits of various schemes in typical scenarios

DOI: 10.20097/j.cnki.issn1007-9904.240438

地线取能装置低温稳定性分析及优化

赵东生¹, 范亚洲¹, 王开金^{2*}, 杨 军²

(1. 广东电网有限责任公司电力科学研究院, 广东 广州 510080; 2. 电子科技大学机械与电气工程学院, 四川 成都 611731)

摘要:地线取能TA在冬季常出现输出功率不足的现象,为查找这一现象产生的原因及解决方法,建立现有地线取能TA的有限元模型,并进行有限元热-结构耦合仿真,发现地线取能TA在低温环境中产生变形,这种变形使取能TA的铁芯在结合面分离。结合架空地线感应电流特性及地线取能TA的工作原理,详细分析取能TA变形对输出功率的影响。针对取能TA在低温环境下因变形而在铁芯接触面上产生气隙的问题,提出一种新的TA结构设计方案以减小其低温变形量。经仿真发现,优化后的取能TA受温度影响而产生的变形明显降低。在低温试验箱中对两种取能TA进行低温取能试验,对比两种取能TA的输出,结果表明,优化后的TA能提升地线取能装置在低温条件下输出功率的稳定性。

关键词:地线取能;励磁阻抗;热-结构耦合;温度敏感性;有限元

中图分类号:TM751

文献标志码:B

文章编号:1007-9904(2025)11-0033-09

Analysis and Optimization of Low-temperature Stability of Ground Wire Energy Harvesting Device

ZHAO Dongsheng¹, FAN Yazhou¹, WANG Kaijin^{2*}, YANG Jun²

(1. Electric Power Research Institute of Guangdong Power Grid Corporation, Guangzhou 510080, China;

2. School of Mechanical and Electrical Engineering, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 611731, China)

Abstract: In winter, the output power of the ground wire energy harvesting current transformer (represented as TA) often falls short. To investigate the causes and solutions of this phenomenon, a finite element model of the existing ground wire energy harvesting TA is established and a finite element thermal-structural coupling simulation is conducted. It is found that the ground wire energy harvesting TA deforms in low temperature environments, and this deformation causes the core of the TA to separate at the bonding surface. Based on the characteristics of the induced current in overhead lines and the working principle of the ground wire energy harvesting TA, the influence of the deformation on the output power is analyzed in detail. To address the issue of air gaps forming at the core contact interface of the TA due to deformation in low temperatures, a new TA structure design is proposed to reduce its low-temperature deformation. The simulation shows that the deformation caused by temperature fluctuations in the optimized TA is significantly reduced. Two ground wire energy harvesting TAs are tested for low-temperature energy harvesting in a low-temperature test chamber, and the output results of the two TAs are compared. The results demonstrate that the optimized TA improves the stability of the output power of the ground energy harvesting device under low-temperature conditions.

Keywords: ground wire energy harvesting; excitation impedance; thermal-structural coupling; temperature sensitivity; finite element

0 引言

随着电力在生活生产中越来越被依赖,电力系

统的安全性愈发重要。为适应电网安全的需要,架空输电线路在线监测装置也得到大幅的发展^[1-2],而监测装置的供能也相当重要^[3]。电网的状态监测装置采用常规供电方式存在成本高、维护困难等不足^[4]。自取能供电技术具有可靠性高、应用场景广与维护成本低等优点,具有广阔的发展前景^[5]。目

基金项目:广东电网有限责任公司科技项目(GDKJXM20220853)。Science and Technology Project of Guangdong Power Grid Co., Ltd. (GDKJXM20220853)。

前在线监测系统的电力来源主要是太阳能、风能与高压电磁能^[1,5-6],其优点是不需要单独外接电源,缺点是装置体积大,易受环境影响,供电具有一定的随机性^[7]。为克服上述问题,近年来通过架空线感应电取能成为在线监测设备供电研究的一个重点方向,并取得了一些进展。

早在1991年,刘炳尧等^[8-9]进行了绝缘地线取能技术的研究与装置研发。R.L.Vasquez-Arnez等^[10]探讨了从输电线路的屏蔽线获取电力的可行性。Zhao等^[11]从地线取能的功率水平、雷击过电压阐述了地线取能的工程可行性。Yamaguchi等^[12]描述了从架空地线获得稳定电力的电磁感应供电系统的发展。刘铮与程钰等对高压输电线路能量采集技术进行了研究^[13-14],而高电位能量采集系统不能为低电位监测装置供电。邓稼屹等^[15]研究一种应用于三芯电缆的在线取能TA,为在线监测系统供电,并定性分析了影响取能TA输出功率的因素。邱舵等^[1]通过电磁暂态仿真软件分析了绝缘位置、取能位置与取能装置数量对架空地线取能电压的影响。李勇等^[16]通过优化磁心与线圈的参数,提升了取能系统的功率密度。王健等^[17]在研究无线传输输电线路感应取能供电装置设计时,对铁芯材料与尺寸及线圈匝数进行选择设计,以获得较好的输出功率。宁杰等^[18]提出一种通过控制TA阻抗以解决取能电源在输电线路电流低时存在死区的问题。黄欢等^[19]与He等^[20]分析了导线电流、接地电阻、档距与负载对取能效果的影响规律。杨奕等^[21]提出以谐振补偿的多级互感器组进行地线取能的方法,以解决在架空线路弱电流时,取能装置存在供电死区的现象。温从众等^[22]设计一种采样取能电路与整体结构,使其能在野外长时间使用。

架空线覆冰是影响架空线路安全的常见自然灾害^[23]。因而,在线监测装置在低温情况下的工作状态需要更加稳定。高压取能装置通常处于取电功率大于消耗功率的状态。而地线感应电流是一次导线电流的3%左右^[24],因而地线取能装置更易出现供电死区^[21],保证地线取能装置的输出功率稳定性是目前的研究重点与难点。在实际应用中发现,地线取能装置输出功率会在低温情况下出现异常变小的现象。目前关于取能输出功率的稳定性的研究多从

取能电路方面着手,且均是基于取能TA在其铁芯能良好接触的前提下进行的。对环境温度的变化对取能TA结构本身带来的影响而导致的输出功率变化问题没有太多关注。

在上述研究基础上,针对实际应用中出现的地线取能装置低温时输出功率异常变小的现象,从原理上进行分析。通过对取能TA等效电路的分析,在电气上揭示其工作原理以及铁芯结合面气隙对输出功率的影响。并进一步通过热-结构耦合仿真分析,揭示低温是如何造成现有取能TA铁芯结合面气隙的增加。提出一种新的取能TA结构设计方案来消除这种负面影响,通过实验验证优化后的取能TA低温稳定性明显增强。

1 地线取能装置理论分析

1.1 工作原理分析

架空地线的感应电流在周围产生交变电磁场。利用电磁感应原理,在取能TA的次级绕组上将感应出电能。其形式类似于电流互感器,但与电流互感器不同的是,次级绕组并非短路,而是串接有负载电路。

本文所设计的地线取能装置的原理结构如图1所示,图1中 H 为取能TA铁芯内通过的磁通, N_2 为二次侧线圈匝数, i_2 为二次侧线圈内部电流, C 为滤波电容, R 为负载电阻, T 为双向可控硅,图2为本文实施方案的T型等效模型。

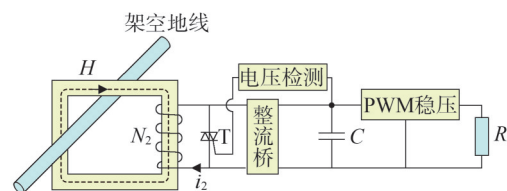


图1 取能装置原理结构

Fig.1 Principle structure of the energy harvesting device

架空地线电流所产生的空间交变磁场通过铁芯在二次侧线圈产生交流电压,经过整流滤波后变为直流电,最后通过PWM稳压器变为恒定电压的直流输出。双向可控硅T用于在二次侧输出电压过高时对后级电路的保护。

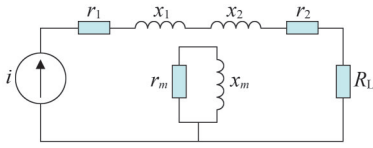


图2 取能系统及TA的T型等效模型

Fig.2 T-type equivalent model of the energy harvesting system and TA

由于取能TA串入架空地线回路时所引起的阻抗变化远小于架空地线环路自身阻抗,可认为取能TA的串入不会对架空地线的感应电流造成影响。因此,取能TA的输入电源(架空地线电流)可视为恒流源,在图2中用恒流源*i*表示。此外,图2中 r_1 为原边绕组电阻, x_1 为原边绕组漏抗, r_2 为副边绕组归算电阻, x_2 为副边绕组归算漏抗, R_L 为负载电阻, x_m 为励磁感抗, r_m 为铁损电阻,其中 r_m 体现了铁芯的涡流损耗和磁滞损耗,其值由铁芯材质、材型、体积以及铁芯工作磁通密度决定。

由于取电铁芯采用硅钢片绕制,而架空地线电流一般处于0~30 A。所采用的铁芯在这种电流范围内基本处于非饱和状态,故可以按线性器件来对其进行分析。图2中 r_1 、 x_1 在恒流源电路中对负载功率无影响,计算时可以不考虑。 r_2 、 x_2 的值和 R_L 相比,占比很小,在计算时可以忽略。在工程化设计中,通常将 x_m 的值设计为 r_m 的数倍。为了便于分析,可将TA简化成单一励磁电抗 x_m 。简化后的取电装置工作等效模型如图3所示。

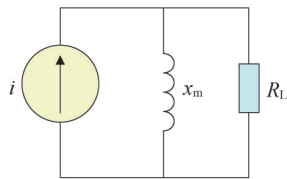


图3 取能装置简化等效模型

Fig.3 Simplified equivalent model of the energy harvesting device

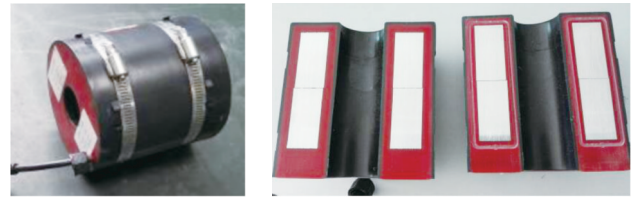
在图3中可以看到: R_L 两端的电压随 x_m 的增大而升高。负载电阻获取的功率也随之增大。当 x_m 和 R_L 相等时,在 R_L 上可以获得最大输出功率。

通过上述分析可得出以下结论:取能TA励磁感抗是影响功率输出的重要因素,要获得大的输出功

率,需要提升取能TA的励磁感抗。反之励磁感抗降低也会减少取电功率的输出。

1.2 气隙对励磁感抗的影响分析

在实际工程中,为安装方便,取能TA往往设计成如图4所示的开合结构,一个完整的O型铁芯被环氧树脂灌封,再沿轴心切割成两半。两半铁芯通过金属抱箍紧固,使金属剖面紧密结合。



(a)TA闭合图

(b)TA展开图

图4 现有TA结构实物图

Fig.4 Physical diagram of the existing TA structure

为计算方便,假设取能TA的铁芯为薄管状。其磁路平均周长为 l_c ,一次绕线匝数为 N 。据安培定律可知,当流过该铁芯绕组的电流为 I ,铁芯中平均磁场强度 H 为

$$H = \frac{NI}{l_c} \quad (1)$$

该绕组的磁链 ψ 为

$$\psi = N\Phi = NA\mu_0\mu_r H \quad (2)$$

式中: Φ 为磁通; A 为铁芯截面积; μ_0 为真空磁导率; μ_r 为铁芯磁导率。

根据电感定义 $L = \psi/I$,则该TA的励磁电感为

$$L_m = \frac{N^2}{R_m} \quad (3)$$

式中: R_m 为磁路磁阻。

当不考虑铁芯间气隙时 R_m 如式(4)所示,考虑气隙时 R_m 如式(5)所示。

$$R_m = \frac{l_c}{A\mu_0\mu_r} \quad (4)$$

$$R_m = \frac{\frac{l_c}{\mu_r} + l_g}{A\mu_0} \quad (5)$$

式中: l_g 为气隙长度。

根据式假设筒状铁芯参数如下:内径为53 mm、外径为98 mm、高为92 mm,则截面积 A 为2 070 mm²、

磁路长 l_c 为 237 mm,铁芯材料选用冷轧取向硅钢片,其铁芯磁导率为 9 000 H/m,真空磁导率为 $4\pi \times 10^{-7}$ H/m。

在没有气隙时(即铁芯没有被切开),该取能 TA 的磁路磁阻可由式(4)计算求得,为 10 123 A/Wb。当一次侧线圈匝数为 1 时,其励磁电感可由式(3)求得,为 98.8 μ H。可由式(6)求得此时工频下励磁感抗为 31 m Ω 。

$$x_m = 2\pi f L_m \quad (6)$$

式中: f 为交流电的频率,取 50 Hz。

如果将取能 TA 如图 4 所示切开,上下铁芯接触面将产生气隙 l_g ,设平均 l_g 为 0.01 mm,则该取能 TA 的磁路磁阻可由式(5)求出,为 13 967 A/Wb。此时的励磁电感为 71.5 μ H,工频励磁感抗为 22.4 m Ω 。

若将气隙从 0.01 mm 增大到 0.03 mm,则磁路磁阻为 21 667 A/Wb。励磁电感为 46.1 μ H。工频励磁感抗为 14.4 m Ω 。由此可见,上下铁芯间的微小气隙也会引起取能 TA 励磁感抗较大衰减。结合图 3 可以得出如下结论:取能 TA 间开口后,如果不能有效减小两半铁芯间的气隙,则会降低取能 TA 的输出功率。为了保证取能 TA 在开口后还能基本保持开口前的输出功率,需要使上下铁芯紧密压接以减少气隙。

2 取能 TA 温度特性分析及优化

2.1 现有 TA 温度特性分析

为分析低温环境中取能 TA 输出功率降低的原因,运用 ANSYS Workbench 对图 4 所示取能 TA 进行热-结构耦合有限元分析。

2.1.1 有限元建模及材料参数

为提高仿真效率,将模型中对力学影响因素小的倒角与细小沟槽等简化去除,并对成轴向对称的 TA 结构插入“镜像对称”,分析其中的一半。得到现有取能 TA 的有限元模型,如图 5 所示。取电 TA 外壳与铁芯的材料分别设为环氧树脂(图 5 中 EP,外径为 112 mm,内径为 38 mm)与结构钢(图 5 中 Structural Steel,外径为 98 mm,内径为 53 mm)。环氧树脂的具体材料参数如表 1^[25-26]所示,结构钢为 ANSYS 软件默认材料。

表 1 环氧树脂材料参数表
Table 1 Epoxy resin material parameters table

| 描述 | 取值 |
|---------------------------------|---------|
| 密度/(kg/m ³) | 1 490 |
| X 向杨氏模量/GPa | 165 |
| Y 向杨氏模量/GPa | 9 |
| Z 向杨氏模量/GPa | 9 |
| X 向泊松比 | 0.018 5 |
| Y 向泊松比 | 0.5 |
| Z 向泊松比 | 0.018 5 |
| 热传导系数/(W/(mK)) | 2.58 |
| X 向热膨胀系数/($\times 10^{-7}$ /K) | -0.47 |
| Y 向热膨胀系数/($\times 10^{-7}$ /K) | 712 |
| Z 向热膨胀系数/($\times 10^{-7}$ /K) | 712 |
| X 向切变模量/GPa | 5.6 |
| Y 向切变模量/GPa | 2.8 |
| Z 向切变模量/GPa | 5.6 |

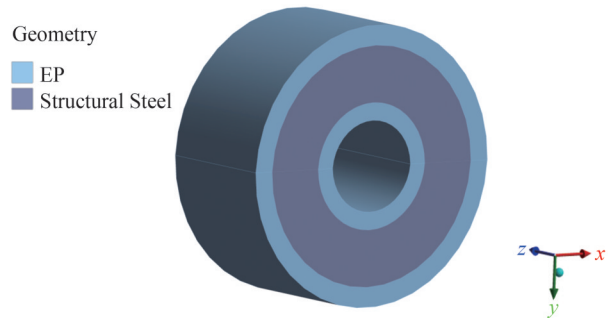


图 5 现有 TA 有限元模型

Fig.5 Finite element model of the existing TA

2.1.2 边界条件与网格划分

TA 外壳为灌封的环氧树脂,其紧紧包裹住铁芯,因而在铁芯与外壳之间设置绑定约束。在上下两部分 TA 的外壳与外壳之间及铁芯与铁芯之间采用摩擦接触,摩擦系数为 0.2。因图 4 中的抱箍外形复杂,不利于网格划分,且螺栓拧紧时,抱箍呈现预紧状态,使外壳表面与抱箍贴合且不分离,因而采用固定约束模拟抱箍对取能 TA 外壳的约束。经过网格无关验证后,将网格单元与节点数量分别划定为 4 454 与 24 894。为分析 TA 结构的特性随环境温度变化的规律,共设置 9 组仿真工况,其具体方法为:在稳态热分析模块中设置温度变化范围为 -40 $^{\circ}$ C~40 $^{\circ}$ C,以 22 $^{\circ}$ C

为初始状态,从-40℃开始,温度梯度为10℃。

2.1.3 结果分析

稳态热分析结束后,将结果加载到静力学分析中,研究取能TA变形与温度变化的关系。通过仿真发现,以抱箍固定的取能TA遇冷收缩,会在内部形成“纺锤形”的间隙,使内部铁芯分离。环境温度为-40℃时,TA的整体变形如图6所示。为具体观察铁芯的分离情况,提取铁芯的变形情况,其结果如图7与表2所示,图6中不同颜色的区域为不同的变形量,具体值参照图左侧色条,单位为毫米(下同)。

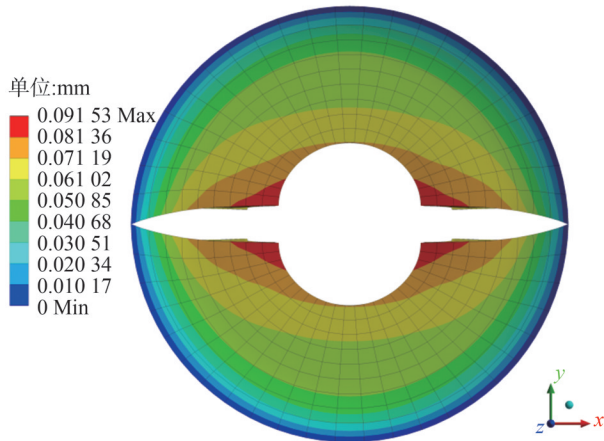
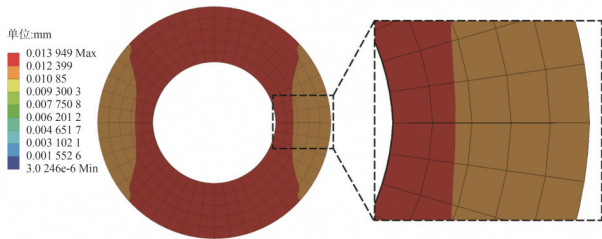
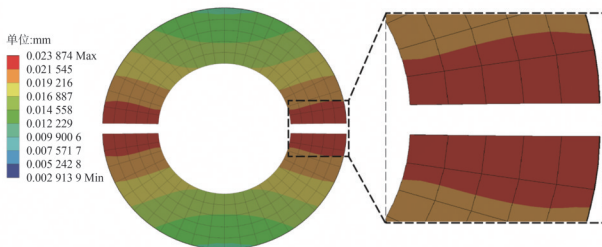


图6 TA整体变形

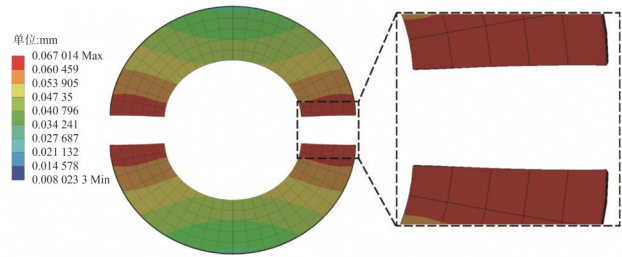
Fig.6 Overall deformation of the TA



(a)40℃铁芯变形



(b)0℃铁芯变形



(c)-40℃铁芯变形

图7 现有TA的铁芯在各温度下的变形情况

Fig.7 Deformation of the existing TA cores at different temperatures

表2 优化前铁芯间隙随温度变化表

Table 2 Table of core clearance variation with temperature before optimization

| 温度/℃ | 间隙/mm |
|------|-------|
| 40 | 0 |
| 30 | 0 |
| 20 | 0.004 |
| 10 | 0.026 |
| 0 | 0.048 |
| -10 | 0.068 |
| -20 | 0.091 |
| -30 | 0.112 |
| -40 | 0.134 |

从图7(a)中可以看到,40℃时铁芯受热膨胀,而外部有抱箍固定,使铁芯接触面贴合紧密,因而未在接触面形成间隙。随着温度降低,铁芯与外部非金属材料收缩,铁芯接触面逐渐脱离而产生气隙,如图7(b)、图7(c)所示。由表2可知,随着温度下降,气隙逐渐增大,气隙大小约为铁芯在结合面处变形的两倍。最大气隙产生在-40℃时,约为0.134mm。低温造成了铁芯间间隙加大,励磁感抗随之降低,而使二次侧输出电压和输出功率降低。

2.2 TA结构优化及温度特性分析

为解决上述问题,设计一种新的取能TA结构,

如图8所示。取能TA外壳的外径与内径不变,铁芯尺寸与之前相同。上下两半TA在接触面向外延伸出两个平台,平台上采用防脱螺栓对上下TA进行紧固。在接触面控制铁芯平面略高于外壳平面,如图8(b)所示,保证铁芯接触面在紧固后能紧紧贴合在一起。

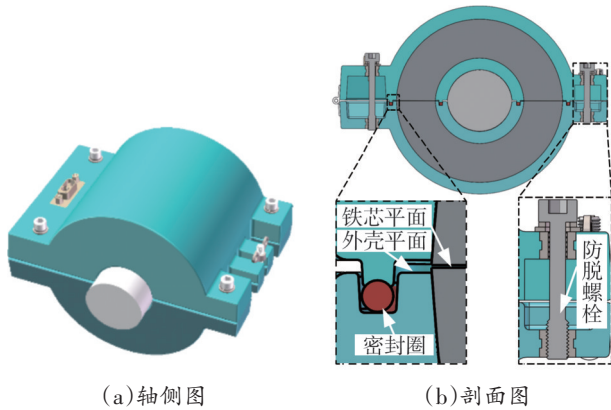


图8 优化TA结构图

Fig.8 Optimized TA structure diagram

采用第2.1节的方法建立优化后的取能TA的有限元模型,进行温度变化范围为-40℃~0℃的热-结构耦合有限元分析。以绑定约束代替防脱螺栓,绑定面设为两螺栓孔内表面,将TA上下两部分固定在一起,在取能TA内径处设置柔性远端位移约束,网格与节点数量分别为25 013与104 673。优化后的取能TA在-40℃时的整体变形如图9所示,TA内部铁芯的分离情况如图10与表3所示。

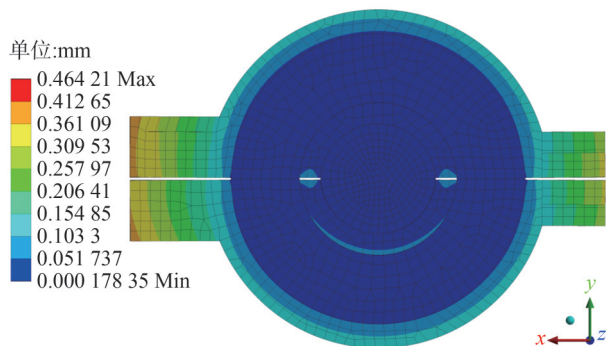
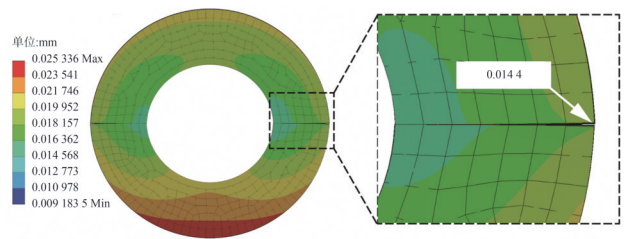
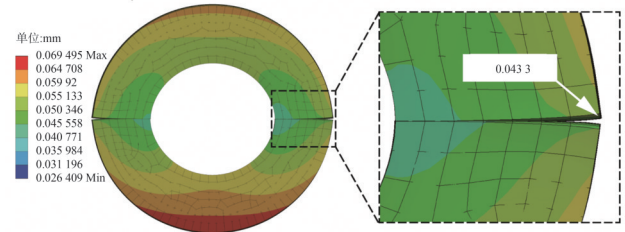


图9 优化TA低温时的整体变形

Fig.9 Overall deformation of the optimized TA at low temperature



(a)0℃铁芯变形



(b)-40℃铁芯变形

图10 优化TA的铁芯在各低温下的变形情况

Fig.10 Deformation of the optimized TA core at various low temperatures

表3 优化后铁芯间隙随温度变化表

Table 3 Table of core clearance variation with temperature after optimization

| 温度/℃ | 分离距离/mm |
|------|---------|
| 0 | 0.029 |
| -10 | 0.052 |
| -20 | 0.056 |
| -30 | 0.078 |
| -40 | 0.087 |

由图9知,优化后的取能TA在低温时的整体变形集中在TA边缘,内部未出现如图6所示的“纺锤形”间隙。从图10中可以发现,取能TA结构优化后,在低温环境中的铁芯仅在外侧边缘有所翘起分离,铁芯内侧依然贴合,因而铁芯结合面并未完全分离形成气隙。由表3可知,铁芯在边缘处的最大分离距离明显低于原取能TA在相同温度下的气隙。由此可认定,低温环境中优化后TA内部铁芯的贴合情况较原TA内部铁芯的贴合情况更加良好,验证了结构优化的有效性。

3 取能TA优化前后低温对比试验

为进一步验证取能TA结构优化的有效性,对优化前后的TA样件进行了温度稳定性对比试验。制作的优化结构的取能TA的样件如图11所示。



图 11 优化TA样件图

Fig.11 Optimized TA sample diagram

在试验中两个TA的一次侧通孔穿过同一束导线,并且两个TA放在同一个高低温测试箱中。因此,两个受试TA的外部条件完全相同。试验设备和布置如图12所示。由于取能TA二次侧空载输出电压的变化和铁芯励磁感抗的变化呈线性关系,而励磁感抗的大小直接反映了TA输出功率的能力(第1章结论)。因此,在试验中采用了测量取能TA二次侧空载电压的简化方法来对比两种TA在低温状态下输出功率的变化。



(a)高低温测试箱

(b)试验布置

图 12 试验现场图

Fig.12 Test site diagram

试验过程如下:设置高低温测试箱内的温度从室温升到 $40\text{ }^{\circ}\text{C}$,再按 $10\text{ }^{\circ}\text{C}$ 的梯度逐渐降低温度。每降低 $10\text{ }^{\circ}\text{C}$ 并保持1h后再对TA一次侧上电,使两个TA的穿心电流为 20 A ,然后测量两个TA的输出电

压。如此一直测量到 $-40\text{ }^{\circ}\text{C}$,试验后测出两个取能TA的二次侧空载输出电压如表4所示。

表 4 优化前后TA空载输出电压和温度关系

Table 4 The relationship between the no-load output voltage and temperature of the TA before and after optimization

| 温度/ $^{\circ}\text{C}$ | 输出电压/ V | |
|------------------------|------------------|-------|
| | 优化前TA | 优化后TA |
| 40 | 38.4 | 45.9 |
| 30 | 38.9 | 45.7 |
| 20 | 38.5 | 45.8 |
| 10 | 38 | 45.7 |
| 0 | 37.2 | 46.2 |
| -10 | 30.5 | 47.7 |
| -20 | 29.8 | 48.6 |
| -30 | 28.8 | 48.9 |
| -40 | 28.0 | 49.3 |

试验结果表明:现有取能TA在一次侧的电流为 20 A 、环境温度为 $-40\text{ }^{\circ}\text{C}$ 时,二次侧空载电压和 $20\text{ }^{\circ}\text{C}$ 时相比最大下降约 27% ,即输出功率能力和常温相比下降了约 27% 。而优化后的取能TA在低温状态下二次侧空载电压不但没有下降还略有上升。高温时两个取能TA的输出电压变化不大。因此,优化取能TA克服了现有TA低温输出功率降低的问题。

4 结论

针对地线取能TA在冬季输出功率不足的问题进行研究,分析地线取能TA的工作原理,以揭示地线取能TA的性能影响因素,再以有限元热-结构耦合仿真探究了低温影响TA性能的原因,之后对TA结构进行了优化,并通过试验,对比两种TA在低温环境中的性能。通过研究,得出以下结论:

1)铁芯结合面之间的间隙会影响励磁感抗,从而影响取能TA的输出功率,间隙越大,影响越严重。

2)现有取能TA在低温情况下输出功率降低的原因是取能TA在低温下变形,使取能TA的铁芯在结合面处发生分离,产生间隙。

3)通过优化取能TA的结构,降低了其低温时在铁芯结合面处的变形量(最大变形从 0.067 mm 降低

至0.043 mm),并且使铁芯结合面不出现完全分离的情况,改善了取能TA结构的低温稳定性。

4)优化后取能TA在低温下输出电压稳定,未出现降低现象,而原取能TA输出电压降低约27%(-40℃~20℃)。

参考文献

- [1] 邱舵,庞杰锋,兰五胜,等.1 000 kV 输电线路架空地线取能电压仿真分析[J].电工技术,2023(1):106-108.
QIU Duo, PANG Jiefeng, LAN Wusheng, et al. Simulation and analysis of energy taking voltage on overhead ground wire of 1 000 kV transmission line[J].Electric Engineering, 2023(1):106-108.
- [2] 李一航.高压输电线路绝缘地线取能技术研究[D].北京:华北电力大学,2016.
- [3] 蒋兴良,谢彦斌,胡建林,等.典型架空输电线路地线电磁取能等效电路的分析[J].电网技术,2015,39(7):2052-2057.
JIANG Xingliang, XIE Yanbin, HU Jianlin, et al. Analysis of equivalent circuit for tapping electromagnetic power from overhead ground wires of typical transmission lines [J]. Power System Technology, 2015,39(7):2052-2057.
- [4] 郭骥巍.架空输电线路地线取能技术研究[D].大连:大连理工大学,2022.
- [5] 陈赦,胡东阳,汪泓,等.电网状态监测装置自取能技术综述[J].高电压技术,2023,49(5):2077-2089.
CHEN She, HU Dongyang, WANG Feng, et al. Review on energy-harvesting technology for power grid condition monitoring device [J].High Voltage Engineering, 2023,49(5):2077-2089.
- [6] 赵世华,谢彦彬,黄紫旻,等.变电站进线段在线监测装置地线取能方法研究[J].湖南电力,2022,42(6):90-93.
ZHAO Shihua, XIE Yanbin, HUANG Zimin, et al. Research on power-tapping method from ground wire for online monitoring equivalent of substation incoming section [J]. Hunan Electric Power, 2022,42(6):90-93.
- [7] 董城华,高宇,袁小华,等.基于架空线路地线耦合取能技术研究[J].沈阳工程学院学报:自然科学版,2022,18(2):72-76.
DONG Chenghua, GAO Yu, YUAN Xiaohua, et al. Research on coupling energy extraction technology of overhead lightning protection ground line [J]. Journal of Shenyang Institute of Engineering: Natural Science, 2022, 18(2):72-76.
- [8] 刘炳尧,阵彩屏,肖松兰,等.避雷线调谐抽能的研究[J].电力系统及其自动化学报,1991,3(1):115-121.
LIU Bingyao, ZHEN Caiping, XIAO Songlan, et al. Study of tuning and power extraction from the lightning conductor [J]. Proceedings of Electric Power System and Automation, 1991,3(1):115-121.
- [9] 刘炳尧,储玉凤,肖松兰,等.调谐法抽能及调谐变压器的研究[J].电工技术学报,1991,6(4):37-40.
LIU Bingyao, CHU Yufeng, XIAO Songlan, et al. Study of tuning theory for obtaining power and a tuned transformer [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 1991,6(4):37-40.
- [10] VASQUEZ-ARNEZ R L, MASUDA M, JARDINI J A, et al. Tap-off power from the overhead shield wires of an HV transmission line [J].IEEE Transactions on Power Delivery, 2012,27(2):986-992.
- [11] ZHAO S H, WU S F, LI X, et al. Research on power-tapping method from ground wire for online monitoring equivalent of incoming section of substation[C]//2020 International Conference on Big Data & Artificial Intelligence & Software Engineering (ICBASE).IEEE, 2020:343-347.
- [12] YAMAGUCHI T, TAKANO S, NAGANUMA O, et al. Development of power supply system for obstruction lights exploiting induced current which flows through overhead ground wires [C]//IEEE/PES Transmission and Distribution Conference and Exhibition. IEEE, 2003:2176-2180.
- [13] 刘铮,樊绍胜,胡劭睿.基于阻抗匹配的输电线路在线取能方法研究[J].中国电机工程学报,2019,39(23):6867-6876.
LIU Zheng, FAN Shaosheng, HU Jierui. Research on on-line energy acquisition method for transmission lines based on impedance matching [J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(23):6867-6876.
- [14] 程钰,曾翔君,马朝瑜,等.一种用于输电线路视频监控的取能电源的设计[J].高压电器,2024,60(10):156-163.
CHENG Yu, ZENG Xiangjun, MA Zhaoyu, et al. Design of an energy extraction power supply for video monitoring of transmission lines [J]. High Voltage Apparatus, 2024, 60(10):156-163.
- [15] 邓稼屹,王星华,聂一雄.配电网电缆在线监测装置的三相取能电源设计与探讨[J].广东电力,2023,36(8):79-88.
DENG Jiayi, WANG Xinghua, NIE Yixiong. Design and discussion of three-phase energy extraction power supply for online monitoring device of distribution network cables [J]. Guangdong Electric Power, 2023,36(8):79-88.
- [16] 李勇,罗海军,杨环宇,等.基于磁心与线圈参数优化的非侵入式磁场取能系统功率密度提升方法[J].电工技术学报,2024,39(2):313-324.
LI Yong, LUO Haijun, YANG Huanyu, et al. Power density improvement method of non-invasive magnetic field energy harvester system based on optimization of magnetic core and coil parameters [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024,39(2):313-324.
- [17] 王健,顾哲屹,王小龙,等.基于无线传输的输电线路感应取能供电装置设计[J].微型电脑应用,2023,39(9):35-37.
WANG Jian, GU Zheyi, WANG Xiaolong, et al. Design of inductive energy extraction device for transmission line based on wireless transmission [J]. Microcomputer Applications, 2023,39(9):35-37.
- [18] 宁杰,王磊,张佰富,等.基于阻抗控制的电流互感器取能控制策略研究[J].电力系统及其自动化学报,2024,36(3):39-47.

- NING Jie, WANG Lei, ZHANG Baifu, et al. Current transformer energy harvesting control strategy based on impedance control [J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2024, 36(3): 39-47.
- [19] 黄欢, 邓钰龙, 马晓红, 等. 架空输电线路地线取能方法[J]. 重庆大学学报, 2023, 46(5): 40-49.
- HUANG Huan, DENG Yulong, MA Xiaohong, et al. Ground wire energy extraction method for overhead transmission lines [J]. Journal of Chongqing University, 2023, 46(5): 40-49.
- [20] HE L F, LI B, ZHANG G Y, et al. Study on energy acquisition scheme and parameter optimization for double-insulated ground wire of overhead transmission lines [J]. Journal of Sensors, 2020, 2020: 1237469.
- [21] 杨奕, 李旭东, 冯波, 等. 谐振补偿的多级式互感器组地线取能方法研究[J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2023, 37(2): 225-232.
- YANG Yi, LI Xudong, FENG Bo, et al. Research on the energy extraction method for multistage transformer set ground wires with resonance compensation [J]. Journal of Chongqing University of Technology(Natural Science), 2023, 37(2): 225-232.
- [22] 温从众, 沈雅峰, 丁迅. 智能电网监测传感器设计与研究[J]. 传感技术学报, 2023, 36(2): 210-217.
- WEN Congzhong, SHEN Yafeng, DING Xun. Design and research of smart grid monitoring sensors [J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2023, 36(2): 210-217.
- [23] ZHANG Z J, ZHANG H, YUE S, et al. A review of icing and anti-icing technology for transmission lines [J]. Energies, 2023, 16(2): 601.
- [24] 曾林平, 张鹏, 冯玉昌, 等. 750 kV 线路架空地线感应电压和感应电流仿真计算[J]. 电网与清洁能源, 2008, 24(12): 21-23.
- ZENG Linping, ZHANG Peng, FENG Yuchang, et al. Simulation calculation of induced voltage and induced current on 750 kV overhead ground wires [J]. Power System and Clean Energy, 2008, 24(12): 21-23.
- [25] 辛春亮, 薛再清, 涂建, 等. 有限元分析常用材料参数手册[M]. 北京: 机械工业出版社, 2020.
- [26] 张艺子涵, 安美霖, 甘剑羽, 等. 超支化聚合物修饰氮化硼微球/环氧树脂导热复合材料的制备及性能[J]. 高分子材料科学与工程, 2023, 39(7): 145-156.
- ZHANG Yizihan, AN Meilin, GAN Jianyu, et al. Preparation and properties of thermally conductive epoxy composites based on hyperbranched polymer-modified boron nitride microspheres [J]. Polymer Materials Science & Engineering, 2023, 39(7): 145-156.

收稿日期: 2024-11-08

修回日期: 2025-02-19

作者简介:

赵东生(1980), 男, 博士, 高级工程师, 从事输变电智能监测技术研究;

范亚洲(1978), 男, 硕士, 高级工程师, 从事输电线路运行管理研究;

王开金(1997), 通信作者(kjwangme@163.com), 男, 硕士在读, 主要研究方向为智能设计与仿真;

杨军(1971), 男, 硕士, 工程师, 主要研究方向为电力系统自动化。

(责任编辑 娄婷婷)

计及虚假信息注入攻击检测的主动配电网预测辅助状态估计

张 晟, 姜宇森, 林 瞳, 阮欣雨, 徐俊俊*

(南京邮电大学 自动化学院/人工智能学院, 江苏 南京 210023)

摘要:信息物理系统(cyber-physical systems, CPS)融合视角下主动配电网状态估计(state estimation, SE)易遭受黑客发起的恶意攻击,这将影响对系统运行状态的准确感知。为有效应对配电网中的虚假信息注入攻击(false data injection attack, FDIA),提出了一种面向配电网FDIA检测的预测辅助SE方法。首先,提出了一般不完美FDIA模型,通过引入随机扰动模拟实际的攻击行为,并为后续的检测方法提供理论支持。其次,采用量测变换技术对分散的量测数据进行集中处理,以解决配电网中量测精度不足的问题。在此基础上,提出了一种融入多源量测数据的配电网预测辅助状态估计算法,该算法结合自适应无迹卡尔曼滤波(adaptive unscented Kalman filter, AUKF)进行状态修正,并利用投影统计(projection statistics, PS)有效检测和抑制破坏性异常值,从而提升配电网对FDIA的适应性和抗干扰能力。最后,在改进的IEEE 33节点测试系统中进行了仿真验证,结果表明,所提出的方法显著提高了配电网状态估计的精度,并增强了FDIA检测的准确性,为配电网的安全稳定运行提供了重要的技术支持。

关键词:虚假信息注入攻击;卡尔曼滤波;动态状态估计;多源数据融合

中图分类号:TM73

文献标志码:A

文章编号:1007-9904(2025)11-0042-10

A Forecasting-aid State Estimation Method for Distribution Networks With False Data Injection Attack Detection

ZHANG Sheng, JIANG Yusen, LIN Tong, RUAN Xinyu, XU Junjun*

(College of Automation & College of Artificial Intelligence, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210023, China)

Abstract: The distribution network state estimation (SE) combined with cyber-physical systems (CPS) faces challenges such as data explosion and malicious attacks from hackers, affecting the accurate perception of the system operation state. A dynamic SE method for false data injection attack (FDIA) detection is proposed to effectively address FDIAs in distribution networks. Firstly, a general imperfect FDIA model is introduced, which simulates real-world attack behavior through random disturbances, providing a theoretical foundation for subsequent detection methods. Secondly, a measurement transformation technique is employed to centralize dispersed measurement data, addressing the issue of inadequate measurement accuracy in distribution networks. Building on this foundation, a dynamic state estimation algorithm for distribution networks is proposed, which integrates multi-source measurement data and leverages an adaptive unscented Kalman filter (AUKF) for state correction. Additionally, the projection statistics (PS) method effectively detects and suppresses disruptive outliers, enhancing the network's adaptability and robustness to FDIA. Finally, simulations conducted on an improved IEEE 33-node test system demonstrate that the proposed method significantly improves state estimation accuracy and enhances FDIA detection accuracy, providing essential technical support for the secure and stable operation of distribution networks.

Keywords: false data injection attack; Kalman filtering; dynamic state estimation; multi-source data fusion

0 引言

配电网状态估计(state estimation, SE)是分配系

统态势感知理论框架中的关键技术,其目标在于精确且迅速地把握系统的运行状态^[1-2]。近年来,随着主动配电系统(active distribution system, ADS)和能源互联网工程的推进,信息系统的高度集成和先进计量基础设施的广泛部署,使得配电系统拥有了高

基金项目:国家自然科学基金项目(52107101)。
National Natural Science Foundation of China(52107101)。

分辨率、高密度和高度可控的视野^[3]。在信息物理系统(cyber-physical systems, CPS)耦合交互的发展过程中,信息安全风险成为影响电力系统安全稳定运行的重要因素,尤其是虚假数据注入攻击(false data injection attack, FDIA)^[4-5]。因此,为提高配电网SE结果的可信度,采取有效措施检测和防御FDIA具有现实意义。

目前,针对配电网状态估计遭受虚假信息注入攻击的检测方面,国内学者已有了相应的研究成果。文献[6]提出了一种针对不平衡配电网的FDIA检测策略,利用投影统计量有效地检测和抑制具有破坏性的异常值。文献[7]建立了基于径向基神经网络的分位数回归模型,用交替方向乘子算法进行模型参数优化,提高了概率预测结果的精度。文献[8]提出分布式能源(distributed energy resource, DER)和其他信息与通信技术设备的智能逆变器的大量部署显著提升了智能配电网的可观测性。文献[9]提出了一种基于对抗性自动编码器的城市配电网FDIA检测算法,该算法只需要少量标记数据即可训练出效果较好的编码器,在大幅降低检测成本的同时也提高了检测精度和效率。文献[10]在子区域状态估计中引入权函数动态修正目标极值函数的权重矩阵,增强状态估计的抗差性能。文献[11]针对传统粒子滤波算法存在的跟踪误差问题对粒子滤波的预测步进行改进,提高了状态估计的精度。文献[12]提出了融合无监督和有监督学习的FDIA检测算法,解决了FDIA检测中存在的有标签数据稀少、正常和攻击样本极不平衡的问题。文献[13]提出了一种配电网故障区段改进矩阵算法,根据馈线终端单元(feeder terminal units, FTU)通信状态与配电网拓扑建立可实时更新的网络描述矩阵,从而实现对配电网故障区段的准确定位。文献[14]通过采用安装安全设备和增设移动储能系统的方式提出了一种计及抵御FDIA的多目标优化模型,从而提高配电网的韧性与供电的可靠性。国外学者的研究成果也较为丰富,文献[15]提出了一种基于极限学习机的一类一网(one-class-one-network, OCON)网络框架来检测FDIA攻击。文献[16]提出了一种在线检测算法,利用负荷预测、发电规划以及数据采集与监视控制系统(supervisory control and data acquisition, SCADA)中现有的仪器信息来检测量测异常值。文献[17]提

出了一种自关注时空深度协作网络,解决了因电网中的轻微噪声干扰产生的FDIA误检问题。文献[18]提出了一种用于配电系统FDIA识别的概率预测辅助区间SE框架,通过相邻子区域之间的信息交换,可以快速有效地检测配电系统中的FDIA。文献[19]提出了一种基于滑动时间窗理论的安全增强策略,通过纠正受损量测值,显著增强了配电系统抵御FDIAs的能力。文献[20]设计了一个自适应非参数异常检测器,用于实时处理FDIAs和协同网络物理攻击。综上所述,尽管在配电网状态估计领域针对FDIA的检测已有一定的研究进展,但现有方法在实际应用中仍面临诸多挑战:

1) 现有部分FDIA检测和防御方法依赖于对全网量测数据的全面采集和共享,以建立准确的状态估计模型或训练检测算法。但是在FDIA检测过程中可能忽略了对数据隐私保护的考虑,隐私保护的缺失可能导致攻击者对电力系统参数有更全面的了解,从而设计更加隐蔽和高效的攻击策略,增加了电力系统安全风险。值得注意的是,并非所有FDIA检测方法都需要依赖于全网数据,一些方法能够在局部数据或其他信息源的基础上进行有效的检测,从而兼顾隐私保护与攻击防御的平衡。

2) 配电网具有多样化的数据源和非线性特征,其状态估计需要处理包括SCADA、同步相量测量单元(micro-phasor measurement units, μ PMU)和FTU等量测装置采集的大量数据。这些数据通常存在噪声、缺失和异质性,而FDIA能够通过选择性地注入虚假信息,利用配电网状态估计方程的冗余特性绕过传统检测方法,具有较高的隐蔽性。

针对这些局限性,本文提出了一种新的配电网FDIA检测策略:通过在每次攻击中引入随机扰动,增强攻击的隐蔽性和成功率,充分考虑实际运行中的随机性与不确定性,更贴近实际应用场景;基于量测变换技术解决配电网中量测配置不均、采样时间跨度大及量测精度不足等问题,将分散的量测数据集中到中心节点进行处理,以更全面地利用系统的冗余信息,构建基于SE模型和一般不完全FDIA模型的攻击模拟框架,并在此基础上提出了一种计及FDIA检测的主动配电网预测辅助状态估计算法。该算法通过自适应无迹卡尔曼滤波(adaptive unscented Kalman filter, AUKF)实现状态更新;同时,

将滤波步骤改进为冗余线性回归形式,并结合投影统计(projection statistics, PS)技术,有效检测并抑制异常值,从而提高对FDIA的检测精度和鲁棒性。

1 一般不完美FDIA

电力系统SE中有不可避免的噪声,噪声和FDIA可以被区分^[17],为了提高FDIA的隐蔽性和攻击成功率,本文提出了新的攻击方式——随机扰动FDIA。该方法在每次攻击中引入随机扰动,使得攻击信号在时间和空间上都具有随机性,增加了检测的难度。随机扰动FDIA不仅考虑了攻击向量的设计,还考虑了实际操作中的不确定性和随机性,这使得这种攻击方法更加贴近实际应用场景。随机扰动FDIA的基本思想是,攻击者在每次注入攻击信号时,都会加入一定的随机噪声,从而使攻击信号不再固定。这种随机性使得传统的基于残差的检测机制难以准确捕捉到攻击行为,从而提升了攻击的隐蔽性^[21]。

从系统状态估计模型出发,结合随机扰动的引入过程,建立攻击模型并分析其影响,电力系统的状态估计测量模型可以表示为

$$\mathbf{Z} = \mathbf{H}\mathbf{x} + \mathbf{v} \quad (1)$$

式中: \mathbf{Z} 为量测向量,包括传输线有功潮流和节点注入有功功率; \mathbf{H} 为状态估计矩阵,表示电网的物理拓扑信息; \mathbf{x} 为系统状态向量,包括节点电压相位角; \mathbf{v} 为比例修正系数向量,通常假设为零均值正态分布。

由于随机扰动的引入,攻击信号在统计上表现出一定的随机性,增加了电力系统状态估计中的噪声复杂程度,使得检测算法难以将这些异常量测噪声从正常值中区分出来。在随机扰动FDIA中,攻击向量 \mathbf{A} 可以表示为

$$\mathbf{A} = \mathbf{A}_0 + \boldsymbol{\delta} \quad (2)$$

式中: \mathbf{A}_0 为基本攻击向量; $\boldsymbol{\delta}$ 为服从零均值正态分布的随机扰动向量。遭受FDIA后的量测向量为

$$\mathbf{Z}' = \mathbf{Z} + \mathbf{A} = \mathbf{H}\mathbf{x} + \mathbf{v} + \boldsymbol{\delta} + \mathbf{A}_0 \quad (3)$$

通过加权最小二乘法进行状态估计,目标函数如式(4)所示。

$$F(\mathbf{x}) = \min (\mathbf{Z}' - \mathbf{H}\mathbf{x})^T \mathbf{R}^{-1} (\mathbf{Z}' - \mathbf{H}\mathbf{x}) \quad (4)$$

式中: \mathbf{R} 为量测误差的协方差矩阵。通过求解上述优化问题得到系统状态向量的估计值 $\hat{\mathbf{x}}$ 为

$$\hat{\mathbf{x}} = (\mathbf{H}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{H})^{-1} \mathbf{H}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{Z}' \quad (5)$$

计算得到的系统状态向量的估计值可以用来进

一步分析系统的残差,量测残差 r_c 为

$$r_c = \|\mathbf{Z}' - \mathbf{H}\hat{\mathbf{x}}\|_2 \quad (6)$$

式中: $\|\cdot\|_2$ 表示矢量矩阵的2-范数。

残差的变化不仅受系统本身扰动的影响,还可能因数据噪声或FDIA形成异常^[22]。为了提高系统对不良数据的识别能力,需要在残差检测环节中引入对异常数据的识别机制。将得到的残差 r_c 与预设的检测阈值 τ 进行比较,进而判断数据是否异常。当 $r_c > \tau$ 时,检测机制判定存在坏数据;当 $r_c < \tau$ 时,数据被认为是正常的。由于残差本身受随机扰动的影响,因此,检测结果的准确性可能受扰动大小和阈值设定的影响。

为了更深入地分析随机扰动对系统状态估计的影响,可以通过调整随机扰动向量 $\boldsymbol{\delta}$ 和检测阈值 τ 来优化检测机制的性能。若 $\boldsymbol{\delta}$ 较小,扰动较小,攻击信号接近基本攻击向量 \mathbf{A}_0 ,攻击容易被检测到;若 $\boldsymbol{\delta}$ 较大,扰动较大,攻击信号随机性增强,攻击检测难度增大,但攻击效果可能受影响。若 τ 值较小,检测机制更灵敏,容易检测到小的残差变化,但误报率较高;若 τ 值较大,检测机制灵敏度相对较低,仅能检测到较大的残差变化,误报率低。

2 融入多源量测数据的配电网预测辅助状态估计

在实际的配电网中往往存在量测配置分布不均、量测采样时间跨度较大及量测精度不够等方面的问题,对于配电网的状态估计问题,诸如此类的不准确因素是不被容许的。因此,有必要融合多源量测数据,采用量测变换技术融合多类量测并同时考虑状态估计时刻与量测采样之间的同步性等问题,以提高状态估计的精准度。

μ PMU与FTU通常安装于网络中的重要节点及支路上,采集的量测量包括节点三相电压的幅值与相角、支路三相电流的幅值与相角、三相有功功率之和、三相无功功率之和、系统频率及其变化量等。以 i 节点 φ 相为例,假设采集到 i 节点处三相电压幅值为 \dot{U}_i^φ ,相角信息为 $\dot{\theta}_i^\varphi$,相连支路三相电流幅值为 i_{il}^φ 和相角信息为 $\dot{\theta}_{il}^\varphi$,其中 l 为与 i 节点相连的节点。采集到三相有功功率信息为 \dot{P}_{ij}^φ ,无功功率为 \dot{Q}_{ij}^φ 以及电流幅值信息 i_{ij}^φ ,其中 j 为安装FTU量测装置的节点。

显然,上述数据中 μ PMU 采集的相量数据若未经处理直接用于建立状态估计模型,极易降低最终状态估计结果的可靠性,因此本文借助量测变换技术^[23]将不同类型的实时量测数据转换为相应的等效支路电流实部和虚部量测以及节点注入电流实部和虚部,融合多源量测数据从而避免其不兼容情况造成状态估计精度不良。

将 μ PMU 采集到的节点电压幅值与相角转化为直角坐标系下的表示形式为

$$\begin{cases} e_i^\varphi = \dot{U}_i^\varphi \cos \theta_i^\varphi \\ f_i^\varphi = \dot{U}_i^\varphi \sin \theta_i^\varphi \end{cases} \quad (7)$$

式中: e_i^φ, f_i^φ 分别为 i 节点 φ 相电压的实部与虚部。

同理转化与 i 节点处相连所有支路电流幅值和相角信息为

$$\begin{cases} I_{il, re}^\varphi = \dot{I}_{il}^\varphi \cos \theta_{il}^\varphi \\ I_{il, im}^\varphi = \dot{I}_{il}^\varphi \sin \theta_{il}^\varphi \end{cases} \quad (8)$$

式中: $I_{il, re}^\varphi, I_{il, im}^\varphi$ 分别为 φ 相支路 il 电流实部与虚部。

利用量测变换技术将支路功率信息转化为直角坐标系下的支路电流实部与虚部为

$$\begin{cases} I_{ij, re}^\varphi = \frac{\dot{P}_{ij}^\varphi e_i^\varphi + \dot{Q}_{ij}^\varphi f_i^\varphi}{(e_i^\varphi)^2 + (f_i^\varphi)^2} \\ I_{ij, im}^\varphi = \frac{\dot{P}_{ij}^\varphi f_i^\varphi - \dot{Q}_{ij}^\varphi e_i^\varphi}{(e_i^\varphi)^2 + (f_i^\varphi)^2} \end{cases} \quad (9)$$

因此,可以将上述量测量转化为量测向量,即为

$$\mathbf{Z} = [e_i^\varphi, f_i^\varphi, I_{il, re}^\varphi, I_{il, im}^\varphi, I_{ij, re}^\varphi, I_{ij, im}^\varphi]^\top \quad (10)$$

为了保证配电网状态估计结果的准确性与状态估计预测辅助过程的实时性,本文采用递归卡尔曼滤波算法建立状态估计模型。然而,基于扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filter, EKF)和无迹卡尔曼滤波(unscented Kalman filter, UKF)算法的一般滤波测量步骤的精度和稳定性不能完全满足配电网安全状态估计的要求。因此,本文提出了AUKF算法,通过提高Sigma点集的鲁棒性来增强其在配电网等非线性系统中的适应性。假设 k 时刻的状态空间模型为

$$\begin{cases} \mathbf{x}_k = f(\mathbf{x}_{k-1}) + \mathbf{w}_k \\ \mathbf{Z}_k = h(\mathbf{x}_k) + \mathbf{v}_k \end{cases} \quad (11)$$

式中: \mathbf{x}_k 和 \mathbf{Z}_k 分别为 k 时刻的系统状态向量和系统量测向量; \mathbf{w}_k 和 \mathbf{v}_k 分别是 k 时刻独立的过程噪声矢量和测量噪声矢量; $f(\cdot)$ 和 $h(\cdot)$ 分别为状态转换函数和

系统非线性测量函数。

假设 $k-1$ 时刻系统状态向量的均值和协方差矩阵分别为 $\bar{\mathbf{x}}_{k-1}$ 和 \mathbf{S}_{k-1} , 则通过无迹变换得到 $2n+1$ 个Sigma点集 χ_n 为

$$\chi_n = \begin{cases} \bar{\mathbf{x}}_{k-1}, n=0 \\ \bar{\mathbf{x}}_{k-1} + \left[\sqrt{(N+\lambda)\mathbf{S}_{k-1}} \right]_n, n=1, 2, \dots, N \\ \bar{\mathbf{x}}_{k-1} - \left[\sqrt{(N+\lambda)\mathbf{S}_{k-1}} \right]_n, n=N+1, \dots, 2N \end{cases} \quad (12)$$

$$\lambda = \varepsilon^2(N+\rho) - N \quad (13)$$

式中: N 为状态变量的维数; λ 为比例系数; ε 为比例修正系数; ρ 为自由参数,通常默认为0; $[\cdot]_n$ 为矩阵中的第 n 列。

在状态估计过程中, Sigma点集的分布对能否捕捉到高阶矩阵信息有很大影响,但在实际应用中, Sigma点集的参数 λ 和 ε 所取的恒定值会使状态估计的性能变差。因此,本文通过调整 ε 的值来确定 Sigma点集的分布^[24],从而提高滤波性能,即为

$$d_{k-1} = \left[\varepsilon_{k-1} \sqrt{(N+\rho)\mathbf{S}_{k-1}} \right] \quad (14)$$

式中: d_{k-1} 为均值 $\bar{\mathbf{x}}_{k-1}$ 到 $k-1$ 时刻 Sigma点集的距离; ε_{k-1} 为 $k-1$ 时刻的比例修正系数。

令 $d_{k-1(\max)} = \max\{d_{k-1}(n, n), n \in \chi_n\}$ 并估算 k 时刻的 Sigma点集, ε_k 可表示为

$$\varepsilon_k = \frac{\text{tr}(\mathbf{S}_{k-1})}{d_{k-1(\max)}} \quad (15)$$

式中: $\text{tr}(\cdot)$ 为矩阵的迹。

将 ε_k 代入式(13)中改进 Sigma点集,以增强稳定性。

在传统的UKF实现中,估计误差协方差矩阵的平方根 $\sqrt{\mathbf{S}_{k-1}}$ 一般通过Cholesky分解和正交三角分解得到并直接传播,这样可以节省每段时间内协方差矩阵的重构时间以简化UKF的过程。经过状态预测后,可得到预测状态 $\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}$ 和预测协方差矩阵 $\sqrt{\mathbf{S}_{k|k-1}}$ 分别为:

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} = \sum_{n=0}^{2N} \eta_n^m \chi_{n,k|k-1} \quad (16)$$

$$\begin{cases} \sqrt{\mathbf{S}_{k|k-1}^*} = \text{qr} \left\{ \left[\sqrt{\eta_{1:2N}^c} (\chi_{1:2N,k|k-1} - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}), \sqrt{\mathbf{W}_k} \right] \right\} \\ \sqrt{\mathbf{S}_{k|k-1}} = \text{cholupdate} \left\{ \begin{array}{c} \sqrt{\mathbf{S}_{k|k-1}^*} \\ (\chi_{0,k|k-1} - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}), \sqrt{\eta_0^c} \end{array} \right\} \end{cases} \quad (17)$$

式中: η_n^m 为Sigma点集个数 n 在不同取值情况下的单点权重系数, 此时 $n = 1, 2, \dots, 2N$ 单点取值; $\eta_{1:2N}^c$ 为Sigma点集个数 $n = 1, 2, \dots, 2N$ 时的所有点的多点权重系数, 下标 $1:2N$ 代表 $n = 1, 2, \dots, 2N$ 遍历取值; η_0^c 为 $n = 0$ 时的多点权重系数; $\chi_{n,k|k-1} = f(\chi_{k-1})$; $\text{qr}\{\cdot\}$ 和 $\text{cholupdate}\{\cdot\}$ 分别表示 MATLAB 中的正交三角分解和 Cholesky 分解函数。

由于测量脉冲或不确定的过程噪声可能会对测量状态产生干扰, 因此为了获得可靠的状态估计结果, 本文对基于 AUKF 的滤波步骤进行了如下修改。

为了减少异常值的影响并且使状态估计结果更加稳定, 需要设置足够的测量冗余。因此, 本文将所提出的预测辅助状态估计的滤波步骤转化为冗余线性回归形式, 并将状态预测与量测单元一起处理。

首先, 定义状态预测误差 ω_k 为

$$\omega_k = \hat{\mathbf{x}}_k - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} \quad (18)$$

那么, 非线性测量方程可以线性化为

$$\begin{cases} \mathbf{Z}'_k = h(\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}) + r(\omega_k) + \mathbf{v}_k + \boldsymbol{\mu}_k \\ r(\omega_k) = (\mathbf{G}_{k|k-1}^\alpha)^\top (\mathbf{G}_{k|k-1}^\beta)^{-1} \end{cases} \quad (19)$$

式中: $\mathbf{G}_{k|k-1}^\Omega$ 为一交叉协方差矩阵, 其中 Ω 的取值可以为 α 与 β ; $\Omega = \alpha$ 时 $\mathbf{G}_{k|k-1}^\alpha$ 为自协方差矩阵, $\Omega = \beta$ 时 $\mathbf{G}_{k|k-1}^\beta$ 为互协方差矩阵。 $\mathbf{G}_{k|k-1}^\Omega$ 的形式为

$$\begin{cases} \mathbf{G}_{k|k-1}^\Omega = \sum_{n=0}^{2N} \eta_n^c \mathbf{M}^\top [\chi_{n,k|k-1} - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}] \\ \mathbf{M} = [h(\chi_{n,k|k-1}) - \mathbf{Z}_{k|k-1}] \\ \mathbf{Z}_{k|k-1} = \sum_{n=0}^{2N} \eta_n^m h(\chi_{k-1}) \end{cases} \quad (20)$$

式中: \mathbf{M} 和 $\mathbf{Z}_{k|k-1}$ 均为预测的量测向量。

线性化误差项为 $\boldsymbol{\mu}_k$, 其协方差为

$$\mathbf{R}_k = \mathbf{G}_{k|k-1}^\gamma - (\mathbf{G}_{k|k-1}^\alpha)^\top (\mathbf{G}_{k|k-1}^\beta)^{-1} \mathbf{G}_{k|k-1}^\alpha \quad (21)$$

式中: $\mathbf{G}_{k|k-1}^\gamma$ 为自协方差, 可以表示为:

$$\mathbf{G}_{k|k-1}^\gamma = \sqrt{\mathbf{S}_{Z,k|k-1}} \left(\sqrt{\mathbf{S}_{Z,k|k-1}} \right)^\top \quad (22)$$

$$\begin{cases} \sqrt{\mathbf{S}_{Z,k|k-1}^*} = \text{qr} \left\{ \left[\mathbf{M}_{1:2n} \sqrt{\eta_{1:2N}^c}, \sqrt{\mathbf{R}_k} \right] \right\} \\ \sqrt{\mathbf{S}_{Z,k|k-1}} = \text{cholupdate} \left\{ \left[\sqrt{\mathbf{S}_{Z,k|k-1}^*}, \mathbf{M}, \sqrt{\eta_0^c} \right] \right\} \end{cases} \quad (23)$$

3 基于 AUKF 预测辅助状态估计的配电网不完备 FDIA 检测

冗余线性回归式(19)有效地增强了测量冗余, 式中状态估计值与电流量测值相结合。为了进一步检测 FDIA, 将 PS 应用于二维矩阵 \mathbf{L}_k , 该矩阵由广义量测向量和状态预测向量组成, 即为

$$\mathbf{L}_k = \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} & \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-2} \\ \mathbf{Z}_k - h(\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}) & \mathbf{Z}_{k-1} - h(\hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-2}) \end{bmatrix} \quad (24)$$

式中: $\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}$ 和 $\hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-2}$ 分别为 k 和 $k-1$ 时刻的系统状态预测值; $\mathbf{Z}_k - h(\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1})$ 和 $\mathbf{Z}_{k-1} - h(\hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-2})$ 分别为 k 和 $k-1$ 时刻的量测创新值。

当系统遭受 FDIA 后, 量测创新值和状态预测值之间的相关性会受到很大影响。因此, 通过 PS 对式(24)进行统计检验, 可以较容易地检测出 FDIA。量测创新和状态预测的 PS 值是分开计算的, 前者以 0 为中心, 而后者以 1 为中心^[25]。在应用 PS 之前, 先按照各自的额定功率对发电机的实际功率进行归一化处理。

等效马哈拉诺比斯距离 (Mahalanobis distance, MD) 定义为

$$d_{\text{MD}o} = \max_{\|\mathbf{u}\|=1} \frac{|\mathbf{l}_o^\top \mathbf{u} - X(\mathbf{l}_1^\top \mathbf{u}, \dots, \mathbf{l}_q^\top \mathbf{u})|}{B(\mathbf{l}_1^\top \mathbf{u}, \dots, \mathbf{l}_q^\top \mathbf{u})} \quad (25)$$

式中: $d_{\text{MD}o}$ 为矩阵 \mathbf{L}_k 第 o 行广义量测向量 \mathbf{l}_o^\top 的 MD, $1 \leq o \leq q$, 其中 q 为矩阵 \mathbf{L}_k 的总行数; X 和 B 分别为 \mathbf{l}_o^\top 在向量 \mathbf{u} 方向上投影的样本平均值和标准差。当集群中出现多个虚假信息时, MD 会受到多个虚假信息的掩蔽效应的影响, 导致虚假信息无法准确识别。为了有效地抑制多个虚假信息的掩蔽效应以增强 PS 的鲁棒性, 在等效 MD 表达式中使用数据点集的样本中值和中值绝对偏差来代替。然后用 PS 来检测异常值, PS 的数学表达式为

$$d_{\text{PS}a} = \max_{\|\mathbf{u}\|=1} \frac{|\mathbf{l}_a^\top \mathbf{u} - \text{med}_{1 \leq b \leq q}(\mathbf{l}_b^\top \mathbf{u})|}{1.4826 \cdot \text{med}_{1 \leq o \leq q} \left| \mathbf{l}_o^\top \mathbf{u} - \text{med}_{1 \leq b \leq q}(\mathbf{l}_b^\top \mathbf{u}) \right|} \quad (26)$$

式中: $d_{\text{PS}a}$ 为矩阵 \mathbf{L}_k 第 a 行广义量测向量 \mathbf{l}_a^\top 的 PS 距离; \mathbf{l}_a^\top , \mathbf{l}_b^\top 和 \mathbf{l}_c^\top 分别为矩阵 \mathbf{L}_k 的第 a 行、第 b 行和第 c 行; $\text{med}(\cdot)$ 为中位数函数。投影 \mathbf{u} 的方向计算公式为

$$\mathbf{u}_a = \mathbf{l}_a - \Phi \quad (27)$$

$$\Phi = \left[\text{med}_{1 \leq a \leq h} (L_{a1}), \text{med}_{1 \leq a \leq h} (L_{a2}) \right]^T \quad (28)$$

式中: Φ 为坐标方向的中位数向量; h 为点数。

根据计算出的PS值,可以通过统计检验 $d_{\text{ps}_a} > \Lambda_a$ 来检测FDIA, $1 \leq a \leq h + o$ 。式中 Λ_a 为在97.5%显著性水平下 $\zeta_{t,0.975}^2$ 的检测阈值,其中 t 为非零行向量个数。将计算出的 d_{ps_a} 值与 Λ_a 进行比较,即可找出攻击向量。如果 $d_{\text{ps}_a} < \Lambda_a$,则不存在FDIA;如果 $d_{\text{ps}_a} > \Lambda_a$,则量测数据遭受FDIA,可通过式(29)对检测到的虚假信息进行降权处理。

$$\xi_a = \min \left(1, \frac{d^2}{d_{\text{ps}_a}^2} \right) \quad (29)$$

式中: ξ_a 为广义量测向量 L_a^T 的权重因子; d 为调节参数,通常设置为1.5; $\min(\cdot)$ 为取最小值函数。

识别出的攻击向量 A 在 k 时刻的标准差为

$$\psi_k = \max \left[1, \left(\frac{d_{\text{ps}_{a,k}}}{\Lambda_a} \right)^2 \right] \quad (30)$$

式中: $d_{\text{ps}_{a,k}}$ 为 k 时刻广义量测向量 $L_{a,k}^T$ 的PS距离; $\max(\cdot)$ 为取最大值函数。

用修正后的标准差 ψ_k 更新式(23)中的测量噪声协方差矩阵。对于检测到的异常值,将相应的预测状态重置为标称值,重新运行滤波步骤。

在检测出攻击向量后,可以通过加权最小二乘(weighted least squares, WLS)估计量得到状态估计。利用WLS估计量将状态变量更新为

$$\hat{x}_{k|k} = \left(H_k^T C_k^{-1} H_k \right)^{-1} H_k^T C_k^{-1} Z_k \quad (31)$$

式中: C_k^{-1} 为 k 时刻Cholesky分解因子的逆。

然后更新 k 时刻误差协方差矩阵 R_k 为

$$R_k = \left(H_k^T C_k^{-1} H_k \right)^{-1} \quad (32)$$

给定全局收敛判据 ν ,并根据式(33)判断状态估计程序迭代是否已收敛。

$$\left\| \hat{x}_k - \hat{x}_{k|k-1} \right\|_{\infty} \leq \nu \quad (33)$$

4 案例分析

4.1 测试系统简介

本文所提预测辅助状态估计框架是在MATLAB R2024a环境中开发的,其中具有部分系统信息的FDIA由YALMIP工具箱^[26]和IBM ILOG CPLEX 12.1求解器^[27]构建。本节介绍的所有实验结果均是在配

备英特尔酷睿i5-11300H处理器、主频为3.10 GHz、内存为16 GB的计算机上进行的。

为了评估所提状态估计方法的性能,采用改进的IEEE 33节点测试系统进行验证分析。该测试系统的结构如图1所示,包含33个节点和32条线路,基准电压和基准容量分别为12.66 kV和10 MVA。考虑到分布式能源的整合,在原有测试系统中增加了多个单相光伏(photo voltaic, PV)和三相风机(wind turbines, WT)电站,均采用 P - Q 控制策略并将功率因数设置为0.9,详细配置如表1所示。光伏和风电装机容量分别设置为0.25 MW和0.5 MW,在实验过程中使用单位值进行模拟,并将标准容量设置为1 MVA。假设改进测试系统的所有节点都处于相同的气象条件下,以产生类似的不确定性模式。负荷曲线和DER输出是从中国东部沿海某城市获取的。测试系统线路各参数详见文献^[28]。

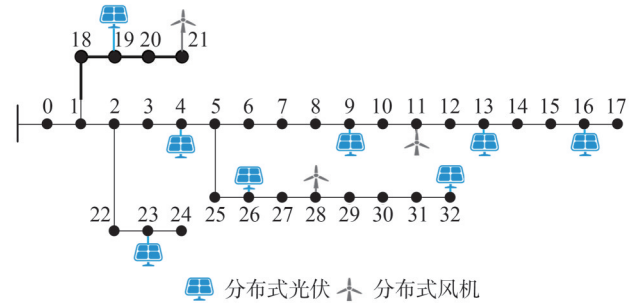


图1 改进的IEEE 33节点系统

Fig.1 Modified IEEE 33-node system

表1 改进测试系统的分布式电源部署

Table 1 Deployment of DERs for the modified 33-node

test system

| 节点编号 | 类型 | 装机容量/MW | 相位 |
|----------|----|---------|-----|
| 4,9,13 | PV | 0.25 | A |
| 16,19 | PV | 0.25 | B |
| 23,26,32 | PV | 0.25 | C |
| 11 | WT | 0.50 | ABC |
| 21 | WT | 0.50 | ABC |
| 28 | WT | 0.50 | ABC |

假定改进的IEEE 33节点测试系统具有完全可观测的冗余量测。将 μ PMU安装在刷新率为25帧/s

的松弛母线处,而SCADA安装在刷新率为0.5帧/s的支路前端。 μ PMU和SCADA的标称值是通过MATPOWER进行潮流分析并添加高斯分布量测噪声而生成的。执行预测辅助状态估计的相关参数设置如下: $A_a = 2, d = 1.5, v = 10^{-2}$ 。

4.2 未遭受FDIA时状态估计结果分析

为了测试本文所提AUKF的鲁棒性,使用EKF、UKF和平方根无迹卡尔曼滤波(square root unscented Kalman filter, SR-UKF)这三种经典方法作为基准进行对比。测试过程中,在改进的IEEE 33节点测试系统上使用这些方法实现预测辅助状态估计,其中过程噪声协方差矩阵和估计误差协方差矩阵的初始对角元素设置为 10^{-6} 。

图2显示了没有遭受FDIA时节点5的估计电压幅值曲线。可以观察到,由EKF获得的电压估计结果曲线的偏差变化极大,跟踪系统状态的能力不好。其余三种方法都能较好地跟踪系统电压变化,SR-UKF由于不需要对系统进行线性化处理,能够更加准确地估计系统的状态和误差,其估计结果比UKF精度更高。而所提方法可以以最高的精度和一致性跟踪系统状态,这表明该方法通过利用PS实时抑制偏置数据和更新量测噪声协方差矩阵,保持了良好的鲁棒性和收敛速度。这种改进后的方法不仅提高了系统的瞬时跟踪能力,还提升了在长时间操作中系统跟踪能力的稳定性和鲁棒性,通过实时更新噪声统计信息,系统能够迅速适应环境的变化,确保高精度状态估计。

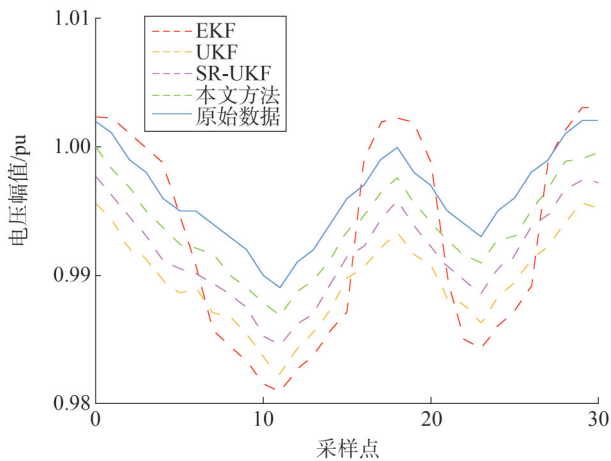


图2 节点5电压分布图

Fig.2 Voltage distribution diagram of Node 5

此外,在改进的33节点系统上进行了多次蒙特卡罗仿真(Monte Carlo simulation, MCS),以进一步评估这些方法的估计精度和计算效率。采用平均绝对百分比误差(mean absolute percentage error, MAPE) e_{MAPE}^x 和均方根误差(root mean square error, RMSE) e_{RMSE}^x 作为预测辅助状态估计精度的两个量化指标,即为

$$e_{MAPE}^x = \frac{1}{N_n N_s} \sum_{i=1}^{N_n} \sum_{k=1}^{N_s} \left| \frac{|\hat{x}_{i,k}| - |x_{i,k}|}{|x_{i,k}|} \right| \times 100\% \quad (34)$$

$$e_{RMSE}^x = \sqrt{\sum_{i=1}^{N_n} \sum_{k=1}^{N_s} (\hat{x}_{i,k} - x_{i,k})^2 / N_n N_s} \quad (35)$$

式中: N_n 为总节点数; N_s 为仿真实验的总时长; x 可以取U或 θ ,当 $x = U$ 时 e_{MAPE}^U 与 e_{RMSE}^U 为电压幅值的MAPE与RMSE,当 $x = \theta$ 时 e_{MAPE}^θ 与 e_{RMSE}^θ 为电压相角的MAPE与RMSE; $\hat{x}_{i,k}$ 和 $x_{i,k}$ 分别为第*i*个节点*k*时刻的状态变量在*k*时刻的估计值和实际值。

表2记录了从100次蒙特卡罗仿真获得的系统电压和相角的MAPE和RMSE。可以观察到,EKF和UKF的相角误差明显大于SR-UKF的相角误差,而所提方法在电压相角和幅值两个方面的估计误差最低。因此,所提预测辅助状态估计方案在跟踪系统状态变化方面具有高精度的优势,能够更精确地捕捉系统的真实状态,显著减少估计误差。

表2 改进的33节点测试系统中的估计误差
Table 2 Estimation error in the modified 33-mode test system

| 算法 | $e_{MAPE}^U/\%$ | $e_{MAPE}^\theta/\%$ | $e_{RMSE}^U/\%$ | $e_{RMSE}^\theta/\%$ |
|--------|-----------------|----------------------|-----------------|----------------------|
| EKF | 4.152 | 1.243 | 1.258 | 1.976 |
| UKF | 2.945 | 5.011 | 0.871 | 10.751 |
| SR-UKF | 1.952 | 1.074 | 1.239 | 1.805 |
| 本文方法 | 1.726 | 0.784 | 0.827 | 1.355 |

4.3 遭受FDIA时状态估计结果分析

为进一步分析本文所提预测辅助状态估计方法在遭受FDIA时的有效性,在改进的IEEE 33节点测试系统上施加了具有部分信息的FDIA。由于FDIA的发起者掌握的配电网参数有限,针对33节点测试系统的FDIA是由攻击者以最少的攻击努力优化构

建的。通过这种方式,研究了以下三种不同的情况。

案例1:FDIA针对33节点系统单个节点的电压幅值。

案例2:FDIA针对33节点系统多个节点的电压幅值。

案例3:FDIA针对33节点系统两个节点的电压相位角差。

系统是否遭受FDIA由以下标准界限区分:电压幅度(+0.95 pu, +1.05 pu)、支路相角差(-1° , $+1^\circ$),若超过标准界限即仍为存在FDIA。通过式(2)构建FDIA,其攻击强度被定义为系统遭受FDIA前后节点状态之间的差异。

首先攻击节点4的电压幅值,该节点是在案例1下随机选择的。图3显示了第4.3节中使用不同滤波方法的预测辅助状态估计算法在系统遭受FDIA后输出的状态估计结果对比。可以观察到,FDIA在第4个采样点启动,由于系统受到FDIA的影响,状态估计结果开始逐渐偏离真实状态。当FDIA开始时,EKF和UKF的估计结果明显超过电压幅度标准界限,而SR-UKF通过Cholesky分解保证了滤波过程的稳定性,从而将估计结果大体上控制在电压幅度标准界限之内。与以上三种方法相比,所提方法可以通过将受污染的数据降权处理并更新状态变量和误差协方差矩阵来实现针对FDIA的安全状态估计。当FDIA结束时,EKF的状态估计结果明显超出电压幅度标准界限的下限,UKF的状态估计结果勉强维持在标准界限之内,而所提方法可以更灵敏地跟踪系统电压状态。

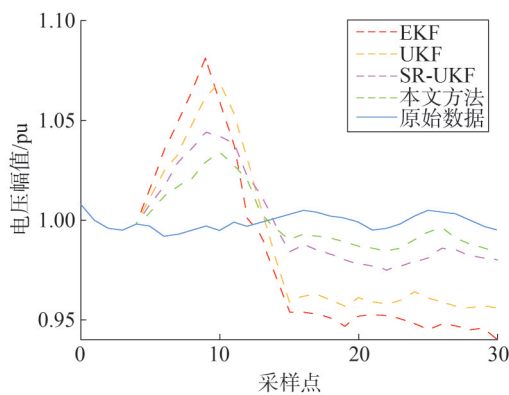


图3 节点4电压分布图

Fig.3 Voltage distribution diagram of Node 4

图4显示了系统遭受FDIA后第30个采样点处整个系统的节点电压幅值曲线,攻击者分别在节点7、节点16和节点23上发起FDIA,攻击强度设置分别设置为+0.1 pu、+0.2 pu与-0.1 pu(案例2)。可以观察到,在受攻击节点7和节点16处,EKF与UKF的状态估计结果超出电压标准界限上限;在受攻击节点23处,EKF和UKF的状态估计结果超出电压标准界限下限,采用这两种滤波方法的预测辅助状态估计的效果均不理想。采用SR-UKF的状态估计结果能够控制在电压标准界限以内,效果比EKF和UKF略好,但与原始数据仍有很大偏差。而本文所提方法能够产生更为精确的状态估计结果,在面临针对多节点电压的FDIA时表现出最高的安全性。因此,可以得出结论,所提预测辅助状态估计方法对于具有不同情况下节点电压幅度部分系统信息的FDIA来说是安全的。

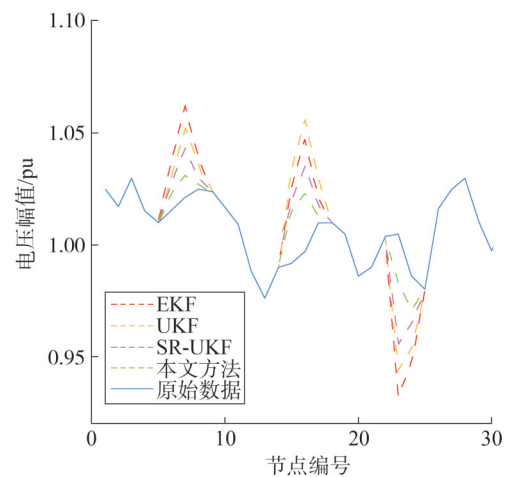


图4 IEEE 33节点测试系统电压分布图

Fig.4 Voltage distribution diagram of IEEE 33-node test system

除了针对节点电压幅值的FDIA之外,还进一步研究了所提预测辅助状态估计方法在遭受针对电压相位角的FDIA时的表现。随机选取改进的IEEE 33节点测试系统中27、29两个节点的相位角差(案例3)进行FDIA。表3总结了采样周期内所选节点间的最大相位角差。可以观察到,当FDIA攻击强度增加时,所选节点之间的最大相位角差显著上升。然而,所提预测辅助状态估计方法仍然可以将节点之间的相位角差保持在正常范围内,在不同的攻击场景下产生可靠的状态估计结果。这表明所提状态估计方

法在面对针对电压相位角的FDIA时表现出相当高的安全性。

表3 案例3所选节点的相位角差
Table 3 Phase angle difference of selected nodes
under case 3

| 攻击强度/(°) | 最大相位角差/(°) | | |
|----------|------------|-------|-------|
| | A相 | B相 | C相 |
| 1 | 0.196 | 0.203 | 0.231 |
| 2 | 0.244 | 0.269 | 0.285 |
| 3 | 0.336 | 0.352 | 0.398 |
| 4 | 0.457 | 0.471 | 0.513 |

表4给出了案例2下使用不同算法进行预测辅助状态估计所需的CPU时间。可以观察到,使用UKF算法进行预测辅助状态估计的CPU时间最长,EKF算法的CPU时间相对较短,SR-UKF算法的CPU时间最短。使用本文所提的AUKF算法进行预测辅助状态估计的CPU时间比SR-UKF略长一些,但是状态估计的精度和安全性明显高于SR-UKF,可以输出更加理想的状态估计结果。因此,可以认为本文所提方法具有较高的计算效率,适合配电网动态状态估计这种对计算效率有较高要求、需要频繁进行状态更新和快速响应的应用场景。

表4 案例2下使用不同算法进行预测辅助状态估计
所需的CPU时间

Table 4 CPU time required for dynamic state estimation
using different algorithms under case 2

| 算法 | CPU时间/s |
|--------|---------|
| EKF | 153.835 |
| UKF | 306.892 |
| SR-UKF | 109.723 |
| 本文方法 | 118.461 |

最后,本小节的结果表明,本文所提方法可以针对多种FDIA情况实现配电系统的安全状态估计,具有较高的鲁棒性与计算效率。

5 结束语

本文聚焦于配电网中的FDIA问题,并提出了一

种基于预测辅助状态估计的FDIA检测方法。通过理论分析与算例仿真,验证了所提模型和算法有效提升了配电网对FDIA的适应性与抗干扰能力,并显著提高了状态估计的精度和FDIA检测结果的准确性。下一步可以考虑网络状态估计遭受的更多类型攻击行为,以模拟更为实际的攻击手段,切实保障主动配电网安全稳定运行。

参考文献

- [1] 王栋,梁正堂,李玉敦,等.基于广义状态估计的拓扑错误快速识别方法[J].山东电力技术,2023,50(2):26-32.
WANG Dong, LIANG Zhengtang, LI Yudun, et al. Fast identification method of topology errors based on generalized state estimation[J].Shandong Electric Power, 2023, 50(2): 26-32.
- [2] 冯振,阎俏,迟青青,等.综合能源网络建模与运维技术研究综述[J].山东电力技术,2024,51(5):9-18.
FENG Zhen, YAN Qiao, CHI Qingqing, et al. A review of modeling, operation and maintenance technologies for multi-energy coupled integrated energy network [J].Shandong Electric Power, 2024, 51(5):9-18.
- [3] 尚宇炜,周莉梅,马钊,等.数字化主动配电系统初探[J].中国电机工程学报,2022,42(5):1760-1773.
SHANG Yuwei, ZHOU Limei, MA Zhao, et al. Preliminary study of digitalized active distribution systems [J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(5): 1760-1773.
- [4] 王琦,邵伟,汤奕,等.面向电力信息物理系统的虚假数据注入攻击研究综述[J].自动化学报,2019,45(1):72-83.
WANG Qi, TAI Wei, TANG Yi, et al. A review on false data injection attack toward cyber-physical power system [J]. Acta Automatica Sinica, 2019, 45(1): 72-83.
- [5] 伊娜,徐建军,陈月,等.电力CPS多阶段低代价虚假数据注入攻击方法[J].浙江电力,2023,42(11):39-47.
YI Na, XU Jianjun, CHEN Yue, et al. A multi-stage low-cost false data injection attack method for power CPS [J]. Zhejiang Electric Power, 2023, 42(11): 39-47.
- [6] 陈鑫.基于数据分布的不平衡数据混合采样研究[D].太原:山西财经大学,2021.
- [7] 王钊,王勃,冯双磊,等.区域多风电场功率的分位数回归概率预测方法[J].电网技术,2020,44(4):1368-1375.
WANG Zhao, WANG Bo, FENG Shuanglei, et al. Probabilistic forecasts based on quantile regression for regional wind farms [J]. Power System Technology, 2020, 44(4): 1368-1375.
- [8] 童家麟,吕洪坤,蔡洁聪,等.国内天然气分布式能源发展现状与应用前景综述[J].浙江电力,2018,37(12):1-7.
TONG Jialin, LYU Hongkun, CAI Jiecong, et al. Review on development and application prospect of domestic natural gas

- distributed energy resources[J].Zhejiang Electric Power, 2018, 37(12):1-7.
- [9] 常颖,徐俊俊,王晓兵,等.基于对抗性自动编码器的城市配电网虚假数据注入攻击检测[J].山东电力技术,2024,51(3):18-26.
CHANG Hao, XU Junjun, WANG Xiaobing, et al. Detection of false data injection attack in urban distribution network based on adversarial autoencoder [J]. Shandong Electric Power, 2024, 51(3):18-26.
- [10] 黄崇鑫,洪明磊,伏帅,等.考虑虚假信息注入攻击的有源配电网分布式状态估计[J].电力工程技术,2022,41(3):22-31.
HUANG Chongxin, HONG Minglei, FU Shuai, et al. Distributed state estimation of active distribution network considering false data injection attack [J]. Electric Power Engineering Technology, 2022, 41(3):22-31.
- [11] 杨德昌,王雅宁,李朝霞,等.基于改进粒子滤波的综合能源系统预测辅助状态估计[J].电力工程技术,2022,41(6):172-181.
YANG Dechang, WANG Yaning, LI Zhaoxia, et al. Forecasting-aided state estimation of integrated energy systems based on improved particle filter [J]. Electric Power Engineering Technology, 2022, 41(6):172-181.
- [12] 黄冬梅,王一帆,胡安锋,等.融合无监督和有监督学习的虚假信息注入攻击检测[J].电力工程技术,2024,43(2):134-141.
HUANG Dongmei, WANG Yifan, HU Anduo, et al. Detection method of false data injection attack based on unsupervised and supervised learning [J]. Electric Power Engineering Technology, 2024, 43(2):134-141.
- [13] 张全起,梅明伟.配电网故障区段定位的改进矩阵算法[J].山东电力技术,2018,45(8):72-75.
ZHANG Quanqi, MEI Mingwei. Improved matrix algorithm for fault location in distribution network [J]. Shandong Electric Power, 2018, 45(8):72-75.
- [14] 刘晓,于光远,秦昌龙,等.针对虚假信息注入攻击的配电系统韧性提升[J].山东电力技术,2022,49(11):57-63.
LIU Xiao, YU Guangyuan, QIN Changlong, et al. Resilience improvement of distribution system against false data injection attacks[J]. Shandong Electric Power, 2022, 49(11):57-63.
- [15] XUE D B, JING X R, LIU H Q. Detection of false data injection attacks in smart grid utilizing ELM-based OCON framework [J]. IEEE Access, 2019, 7: 31762-31773.
- [16] ASHOK A, GOVINDARASU M, AJJARAPU V. Online detection of stealthy false data injection attacks in power system state estimation [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2018, 9(3): 1636-1646.
- [17] ZU T, LI F Y. Self-attention spatio-temporal deep collaborative network for robust FDIA detection in smart grids [J]. CMES - Computer Modeling in Engineering and Sciences, 2024, 141(2): 1395-1417.
- [18] WEI S H, WU Z J, XU J J, et al. Multiarea probabilistic forecasting-aided interval state estimation for FDIA identification in power distribution networks [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2024, 20(3):4271-4282.
- [19] XU J J, WU Z J, ZHANG T F, et al. A secure forecasting-aided state estimation framework for power distribution systems against false data injection attacks[J]. Applied Energy, 2022, 328: 120107.
- [20] ZHOU T L, XIAHOU K, ZHANG L L, et al. Real-time detection of cyber-physical false data injection attacks on power systems [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, 17(10):6810-6819.
- [21] TIAN J W, WANG B H, WANG Z, et al. Joint adversarial example and false data injection attacks for state estimation in power systems [J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2022, 52(12): 13699-13713.
- [22] OBATA S, KOBAYASHI K, YAMASHITA Y. Sensor scheduling-based detection of false data injection attacks in power system state estimation [C]//2021 IEEE International Conference on Consumer Electronics (ICCE). IEEE, 2021: 1-4.
- [23] 季亮,殷佳明,姜恩宇,等.基于混合量测状态估计的配电网故障定位方法[J].电力系统保护与控制,2024,52(12):58-68.
JI Liang, YIN Jiaming, JIANG Enyu, et al. A fault location method based on hybrid measurement state estimation for a distribution network [J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(12): 58-68.
- [24] 董一兵.基于改进鲁棒无迹卡尔曼滤波的电力系统分区状态估计[D].秦皇岛:燕山大学,2018.
- [25] ZHAO J B, MILI L. Robust unscented Kalman filter for power system dynamic state estimation with unknown noise statistics [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2019, 10(2):1215-1224.
- [26] LOFBERG J. YALMIP: a toolbox for modeling and optimization in MATLAB [C]//2004 IEEE International Conference on Robotics and Automation. IEEE, 2005:284-289.
- [27] CPLEX IBM ILOG. V12.1: user's manual for CPLEX [J]. International Business Machines Corporation, 2009, 46(53): 157.
- [28] 陈中,顾叮咚,郭庆.考虑全局相关性的主动配电网电压安全优化控制[J].电力系统自动化,2023,47(21):99-107.
CHEN Zhong, GU Dingdong, GUO Qing. Optimization and control of voltage security in active distribution network considering global correlation [J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(21):99-107.

收稿日期:2024-11-28

修回日期:2025-04-08

作者简介:

张 晟(2003),男,研究方向为电力系统优化运行;

姜宇森(2003),男,研究方向为控制理论与控制工程;

林 瞳(2003),男,研究方向为高比例新能源电力系统分析;

阮欣雨(2003),女,研究方向为电力系统与可再生能源集成;

徐俊俊(1990),通信作者(jjxu@njupt.edu.cn),男,博士,副教授,研究方向为智能电网态势感知与优化运行、信息物理系统安全控制。

(责任编辑 郑天茹)

DOI: 10.20097/j.cnki.issn1007-9904.240328

基于改进 K -means 和 Cluster-GAN 的配电网 网格划分与负荷聚类

徐春雷*, 焦昊, 马洲俊, 肖茂然, 殷俊杰

(国网江苏省电力有限公司, 江苏 南京 210024)

摘要:为优化配电网网格空间的负荷聚类策略,提升负荷聚类的精准度和效率,提出一种基于改进 K -means 和聚类生成对抗网络(cluster generative adversarial network, Cluster-GAN)的配电网网格划分和负荷聚类方法,通过改进 K -means 算法对配电网负荷数据进行网格划分,接着采用聚类生成对抗网络对网格化负荷数据的精细化聚类。首先,通过引入改进的 K -means 算法,基于综合网格划分指标对配电网负荷数据进行初步处理。然后,利用融入聚类损失的聚类生成对抗网络模型,对网格内复杂的负荷数据进行深度聚类分析。Cluster-GAN 通过生成包含类簇信息的样本数据,在潜在空间内实现高效聚类,有效规避了传统聚类方法易陷入局部最优的难题,显著提升了负荷聚类的准确性和效率。仿真结果显示,该方法能够精确描绘配电网的负荷分布特征,为新型电力系统下配电网及负荷的科学管理、精准刻画及能源优化调度奠定了坚实的数据基础与技术支撑。

关键词:配电网;网格划分;负荷聚类;聚类生成对抗网络; K -means

中图分类号:TM92

文献标志码:A

文章编号:1007-9904(2025)11-0052-15

Meshing and Load Clustering in Distribution Networks Based on Improved K -means and Cluster Generative Adversarial Network

XU Chunlei*, JIAO Hao, MA Zhoujun, XIAO Maoran, YIN Junjie

(State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd., Nanjing 210024, China)

Abstract: Abstract: To optimize the load clustering strategy in distribution network grid space and improve the accuracy and efficiency of load clustering, this paper proposes a meshing and load clustering method in distribution network grid space based on improved K -means and cluster generative adversarial network (Cluster-GAN). The method performs preliminary meshing of distribution network load data by improved K -means algorithm, and then uses Cluster-GAN for refined clustering of gridded load data. Firstly, the initial processing of the distribution network load data is performed by introducing the improved K -means algorithm based on the integrated meshing metrics. Subsequently, a Cluster-GAN model incorporating clustering loss is used to perform deep clustering analysis of complex load data within the grid. By generating sample data rich in clustering information, Cluster-GAN achieves efficient clustering in potential space, which effectively circumvents the difficulty that traditional clustering methods are prone to fall into local optimum, and significantly improves the accuracy and efficiency of load clustering. Simulation results show that the method can accurately depict the load distribution characteristics of the distribution network, which lays a solid data foundation and technical support for the scientific management and accurate portrayal of the distribution network and loads under the new power system.

Keywords: distribution network; meshing; load clustering; Cluster-GAN; K -means

基金项目:国网江苏省电力有限公司科技项目“数字电网精准映射与计算推演技术研究”(J2023121)。

State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd. Science and Technology Project “Research on Accurate Mapping and Calculation and Deduction Technology of Digital Power Grid”(J2023121)。

0 引言

随着社会经济的发展和能源结构的转型,新型电力系统逐渐成为实现“双碳”目标的重要手段^[1]。

这一转型不仅提升了能源利用效率,还促进了能源结构的优化,为应对气候变化、实现可持续发展提供了重要支撑^[2]。但这些变化不仅推动了电力系统的现代化进程,也对电力系统的管理运行提出了新的挑战^[3-4]。

新型电力系统的发展正驱动着新型配电系统的变革,配电系统正逐步向更加灵活、智能、绿色的方向转变。同时,新型配电系统的负荷特性也呈现出了多样化和复杂化的趋势^[5]。由于可再生能源发电的间歇性和不确定性,以及电动汽车、分布式储能等新兴负荷的快速增长,使得电力系统的负荷特性更加难以预测和管理。负荷的波动性、随机性不断增加,时空分布特性复杂多变,给电力系统的安全稳定运行带来了新的考验^[6]。

面对海量异构的负荷数据,通过聚类算法实现数据处理和分析,将复杂负荷数据梳理成清晰、具有独特电气特征的负荷要素,以便深入地分析负荷特性^[7],为负荷预测做好铺垫。聚类分析是数据处理分析领域的重要研究方法,被广泛应用于电力负荷分析、负荷及新能源出力预测、用电行为分析等领域^[8-9]。常见聚类方法包括划分法、层次法、基于密度的方法和基于模型的方法等^[10]。划分法是将一片区域划分为许多部分,每一部分即为一簇。该算法包括K均值^[11]、模糊C均值算法^[12]等。层次法是将数据对象进行层层分解,直至满足要求。层次聚类算法主要包括基于平衡树的层次聚类算法^[13]、使用代表点的聚类算法等。基于密度的方法则是通过对比各集群内密度进行聚类,该方法可以克服只能发现“类圆形”聚类的局限。常见算法包括基于密度的带噪空间聚类算法^[14]、点排序识别聚类结构算法^[15]等。基于模型的方法指基于模型聚类预设数据分布,通过模型分解得到聚类结果,其强鲁棒性特点易于排除离群点,但模型迭代求解耗时长,处理大数据缓慢。典型的基于模型的聚类算法包括期望最大值算法^[16]和自组织映射神经网络聚类算法^[17]等。

面对海量异构负荷数据,充分考虑数据本身复杂性及互异性,有学者提出了结合多种类、多功能互补的改进算法,能够提高聚类精度、实现海量异构负荷数据高效分析。文献^[18]引用萤火虫算法来优化K-means聚类效果,通过优化初始中心的选择来提

升聚类效率与效果,文献^[19]则引入粒子群算法对K-means算法初始聚类中心选取问题进行优化,但无法有效解决高维度数据问题。文献^[20]提出一种结合进化算法优化模糊C均值的负荷聚类新方法,实现变压器故障诊断的准确性和鲁棒性的提升。针对模糊C均值算法易陷入局部最优的问题,通过引入进化算法来全局搜索最优聚类中心,有效应对用电量增长及数据采集多样化带来的挑战,确保聚类结果的稳定性和可靠性。文献^[21]结合核主成分分析与密度融合K-means聚类,有效提升聚类精度与效率,克服了传统降维聚类在大数据量与高维度下效率低下的挑战。文献^[22]提出一种基于一维卷积自编码器的创新方法,旨在深度挖掘负荷曲线的时序特征。该方法通过编码器有效提取关键信息,并借助精心设计的损失函数联合优化网络,以提升特征学习的准确性。然而,现有结合算法大都聚焦于算法效率的提升,并未考虑数据缺失、遗漏等数据本身的问题,从而导致聚类结果的缺失与不准确。

Cluster-GAN在原始GAN的损失函数基础上增加了聚类损失函数,从而促使生成样本的聚类结构,提升负荷聚类的准确性和效率,能够有效地弥补现有方法的不足;引入了离散-连续参数集,通过结合单热点编码的明确类别信息与随机变量的灵活性,显著增强了样本的多样性和聚类效果;Cluster-GAN通过生成富含聚类信息的样本数据,对原始负荷数据进行有效补充和扩展,解决了传统聚类方法在数据缺失或异常情况下的聚类不准确问题,非常适用于处理海量异构负荷数据,提升数据处理的深度和广度;通过生成器和判别器的对抗训练,在潜在空间内实现高效聚类,不仅提升了负荷聚类的准确性,还为后续的负荷预测和能源优化调度等应用提供了有力支持。

因此,针对配电网下整体负荷数据体量大、维度高等问题,提出一种基于改进K-means和Cluster-GAN的配电网网格划分与负荷聚类方法。首先,面对海量地区负荷数据,采用改进K-means算法对庞大体量负荷数据进行初步筛选,通过计及负荷节点的电气耦合度和隶属度进行负荷的网格划分。再基于该指标体系生成地域网格化划分结果,通过Cluster-GAN,对负荷数据进行学习和生成,通过不

断迭代学习相关参数,深入挖掘真实负荷数据特征,最终实现生成数据向原始负荷数据的无限逼近。最后通过编码器实现数据在潜在空间的可视化聚类,显著提升了负荷聚类的准确性和效率。

1 基于网格划分的配电网负荷聚类

1.1 原理概述

配电网网格划分旨在通过综合考虑地理位置、配电网演进状况、负荷数据波动及邻近电网资源的发展态势,对规划区域实施科学划分^[23]。这一过程遵循电气逻辑与地理特征,是基于多维度研究,对电网进行精细化规划与布局的过程^[24]。本文所述配电网网格划分是在面临海量异构负荷数据时,基于电气耦合度和隶属度的综合指标体系,对数据进行聚类预处理,旨在完成对海量负荷数据的一次处理,以大大降低其多维性和互异性。

基于网格划分的负荷聚类方法,则通过数据分析和聚类算法,将具有相似特征或行为模式的负荷数据分组,能够更有效地理解、管理和优化电力系统中的负荷分布。该方法不仅能够识别不同负荷类型的特性,如工业负荷、商业负荷和居民负荷等,还能揭示负荷在不同时间尺度(如日、周、季节)上的变化规律。有助于更准确地预测未来负荷需求,能够确保电力供应的稳定性和可靠性,优化电力资源的分配和调度。

1.2 模型搭建

提出基于改进 K-means 和 Cluster-GAN 的配电网网格划分与负荷聚类方法,通过使用改进 K-means 算法进行数据网格化预处理,再使用 Cluster-GAN 完成负荷的精细化聚类,通过算法间优势互补,实现对不完整或异常数据的清洗和对空白数据进行生成补全,以提升配网负荷聚类准确度。

首先,通过收集各地区的历史负荷数据及地理位置信息,进行数据清洗以去除不完整或异常的记录。然后,计算各地区的时间基数平均负荷,并结合其经纬度信息,构建加权形式的网格划分指标。利用改进的 K-means 算法,基于这些指标对地区进行初步聚类,以减少后续处理的复杂度。在初步网格划分的基础上,进一步利用生成对抗网络进行精细化的负荷聚类。

通过将网格负荷转换为连续变量形式,并引入随机离散变量以增强数据的多样性。设计并训练生成器网络,通过交替训练生成器和判别器,不断优化两者的参数,直到生成器能够生成足够接近真实负荷数据的“假”数据。最后在生成对抗网络训练完成后,从生成器中提取最终生成的数据,并通过反向解码将其转换为具体的负荷聚类结果。同时,为了验证聚类结果的有效性和合理性,使用轮廓系数指标进行评估,最终得到配电网网格划分与负荷聚类的结果,具体研究框架如图 1 所示。

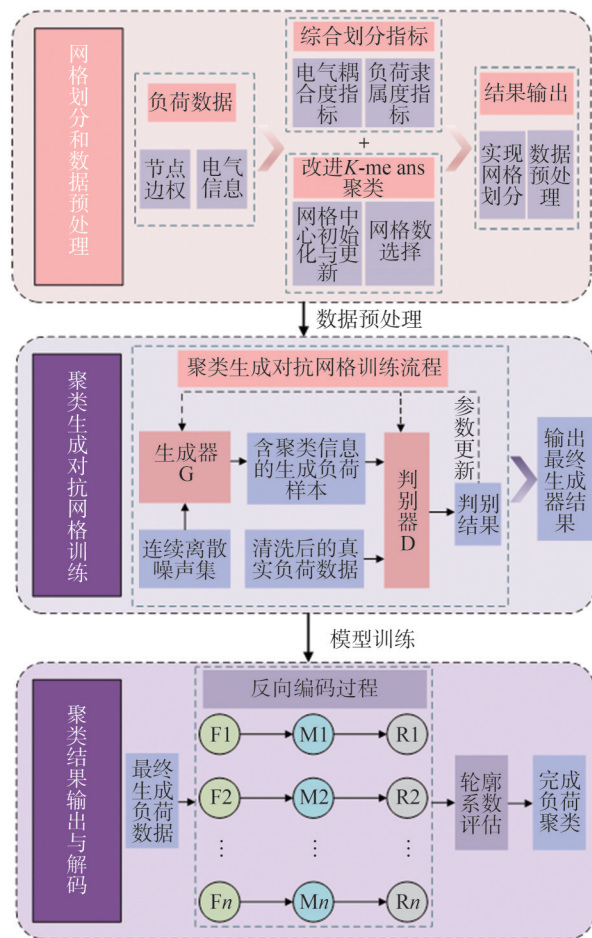


图 1 基于网格划分的配电网负荷聚类模型

Fig.1 Distribution network load clustering model based on meshing

2 基于改进 K-means 算法的配电网网格划分

2.1 基于电气耦合度和隶属度的指标体系

本文所提配电网网格划分的综合指标根据其特

性可以分为两个分指标:耦合度指标和隶属度指标。耦合度指标着重考虑网格内部各节点间及网格间的电气耦合程度,以此更好评估网格的整体性和互补性。隶属度指标则计算每一节点在网格内的容纳程度,确保网格规模合理化划分,有效避免仅包含单一节点的孤立网格的无效划分。

2.1.1 电气耦合度指标

为衡量网格间的耦合强度,使用基于电气距离的耦合度指标。耦合度指标相关数值越大,体现网格内部结合的程度越高。耦合度指标数值越小,则网格内部越分散。耦合度函数表达式为

$$\rho = \frac{1}{2m} \sum_i \sum_j (e_{ij} - \frac{k_i k_j}{2m}) \varphi(i,j) \quad (1)$$

式中: e_{ij} 为网格内负荷节点*i*与节点*j*间的边权; k_i 为与节点*i*所连接的节点的个数之和,即边权之和; m 为网格中所有节点边权之和;节点*i*与节点*j*在同一网格内时 $\varphi(i,j) = 1$,否则 $\varphi(i,j) = 0$ 。

仅依据配电网的耦合关联来评估网格结构性能,忽略了节点间的电气关联性。本文采用电气距离作为衡量节点电气耦合紧密性的指标。具体表达式为:

$$\Delta V = S \Delta Q \quad (2)$$

$$d_{ij} = \lg \frac{S_{ij}}{S_j} \quad (3)$$

式中: S 为灵敏度矩阵,其中, S_{ij} 表示负荷节点*j*功率变动时节点*i*电压变化的响应情况, S_j 表示负荷节点*j*功率变动时节点自身电压变化的响应情况; ΔV 为电压的变化量; ΔQ 为无功的变化量; d_{ij} 为无功功率波动时,节点*j*自身电压变化与节点*i*电压变化的比值。

由于不同节点间电压波动影响存在差异,且不同负荷类型下负荷数据的电压等级也存在较大差异。因此,通过对比值取对数,将大范围的数值数据转换为小范围的数值数据,计及不同电压等级的节点负荷,以增加负荷数据的平滑性。

同时,网格内单一节点电气距离的确定也需要结合其他节点影响进行综合考虑,因此电气距离表达式为

$$L_{ij} = \sqrt{(d_{i1} - d_{j1})^2 + (d_{i2} - d_{j2})^2 + \dots + (d_{iN} - d_{jN})^2} \quad (4)$$

式中: N 为节点总数; L_{ij} 为网格节点*i*与网格节点*j*之

间的电气距离,数值的大小决定了节点间电气距离的大小。因此,最终结合电气距离的电气耦合关系表达式为

$$e_{ij} = 1 - L_{ij}/\max(L) \quad (5)$$

式中: L 为电气距离矩阵; $\max(L)$ 为电气距离矩阵中的元素最大值。

2.1.2 负荷隶属度指标

网格规模大小的均衡性直接关系系统优化与调控的难易程度。不均衡的网格规模会显著提升优化模型的复杂度,使得系统调控面临更大挑战。为应对这一问题,本文采用节点隶属度作为评价指标,通过量化分析各配电网负荷网格规模的合理性,实现网格规模的均衡分布,进而降低优化模型的复杂度,提升系统的整体运行效率与调控效能。具体如式(6)所示。

$$\lambda = \frac{m(i, Q_i)}{m(i, Q - Q_i)} \quad (6)$$

$$m(i, Q_i) = \frac{1}{|Q_i|} \sum_{j \in Q_i} e_{ij} \quad (7)$$

$$m(i, Q - Q_i) = \frac{1}{|Q - Q_i|} \sum_{j \in Q - Q_i} e_{ij} \quad (8)$$

式中: λ 为节点隶属度指标; Q, Q_i 分别为总负荷网格与包含负荷节点*i*的负荷网格,通过将该负荷节点的总边权重与该节点网格内所有的相连边的权重进行比值得到负荷节点*i*在网格内的包含隶属度,然后将包含隶属度与不包含隶属度进行对比,可得到该负荷节点的隶属程度。

2.1.3 综合指标

在保证网格规模均衡的同时,为维护网格系统的结构完整性和功能性,本文将电气模块度与节点归属感相结合,形成一种综合性网格划分标准,作为实施网格划分时的优化目标。综合划分指标 τ 为

$$\tau = w_1 \rho + w_2 \lambda \quad (9)$$

式中: ρ 为电器耦合度; w_1, w_2 分别为电气耦合度指标和负荷隶属度指标的权重系数,且 $w_1 + w_2 = 1$ 。面对大量异构负荷数据时,通过选取恰当的权重比例来得到最优划分结果,参数选举具体见4.2节。

2.2 配电网网格划分

本文使用改进K-means聚类算法对负荷数据进行预处理,实现配电网网格划分。如图2所示,K-

means 算法通过迭代优化策略将数据集中的多个对象划分为 K 个簇类, 以便实现集群内对象的紧密性联系与集群间对象的分离性最大化。K-means 以其简洁的原理和高效的性能, 在数据挖掘、图像处理等领域得到了广泛应用^[25]。

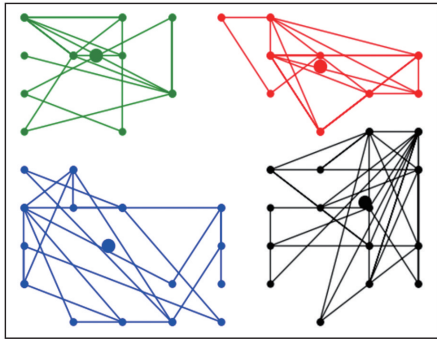


图2 K-means 算法聚类图
Fig.2 K-means algorithm clustering map

基于改进 K-means 算法的主要划分思路(结合负荷)为:从 N 个地区负荷节点中, 依据初始负荷网格确定规则, 选择 K 个负荷节点作为 K 个网格的中心; 对其余节点遍历检索, 计算每个负荷节点与各个网格中心的欧式距离, 选择距离最小的网格加入, 组成新的网格; 重新更新网格的中心; 重新检索样本, 选择距离最近的网格加入, 重复更新网格中心和各个样本的划分方式, 直至网格划分结果不再变化, 划分结束, 得到最优网格划分方案。

2.2.1 网格中心初始化与更新

传统 K-means 算法在初始中心的选择上采用随机选取的方式, 集群划分结果不稳定, 通常是多次划分, 取划分指标较高的结果。首先根据节点周围的密度来定义节点指数, 再在初始集群中心分散的原则上选取集群中心。具体步骤如下:

- 1) 对于每一个节点 i , 计算其与其他所有节点的距离, 即 $L_{Si} = \{L_{i1}, L_{i2}, \dots, L_{iN}\}$
- 2) 计算节点指数。设置参数 M , 将 L_{Si} 中元素从小到大升序排列, 选取排序后第 M 个元素的值作为节点 i 的指数 I_{ndexi} 。指数 I_{ndexi} 能够表征节点 i 周围节点密度, 节点 i 周围节点数越多, 与第 M 近节点的距离一般情况下越近, 即指数 I_{ndexi} 越小。
- 3) 选取高指数节点。设置参数 T , 将 $I_{ndex} =$

$\{I_{ndex1}, I_{ndex2}, \dots, I_{ndexN}\}$ 中元素从小到大升序排列, 选取排序后第 T 个元素的值作为阈值, 指标小于阈值的节点属于高指数节点。指数越小, 表示该节点周围节点数目越多, 成为集群中心的概率越大, 因此确定高指数节点集合, 从该集合中确定集群中心。选取的高指数节点集合为 $H_{index} = \{I_{ndex1}, I_{ndex2}, \dots, I_{ndexT}\}$, 在这些节点中选取初始集群中心, 避免出现初始集群中心选在边缘孤立节点上的情况。

4) 若当前迭代次数 $l = 1$, 从高连接性节点集合 H_{index} 中选取连接指数最小的节点作为第 1 个网格中心 ε_1 , 同时, 从高连接性节点集合 H_{index} 中选取连接指数最大的节点作为第 2 个网格中心 ε_2 ; 若当前迭代次数 $l > 1$, 则从高连接性节点集合 H_{index} 中选取连接指数最大的节点作为第 $l + 1$ 个网格中心 ε_{l+1} 。

5) 经典 K-means 算法对于集群中心的更新一般将求取新形成的集群中所有样本特征数据的均值作为集群中心数据。本文将新形成的网格中心与其他节点距离之和最小的节点作为新的网格中心, 即:

$$\varepsilon_k = \arg \min_k \sum_{i \in n, i \neq \varepsilon_k} L_{ie_k} \quad (10)$$

通过改进网格中心初始化及网格中心的更新, 可有效降低算法陷入局部最优解的概率, 并大大提高了算法的精准度和运行速度。

2.2.2 网格数选择

在网格划分时, 往往无法事先确定合适的网格个数 K , 但网格数 K 的取值常常影响网格划分结果的好坏, 因此需要定量指标来客观评价 K 值对网格划分效果的影响。本文采用各个网格内部节点与网格中心间距离的平方和作为网格划分指标的误差平方和 (sum of the squared errors, SSE), 即:

$$S_{SE} = \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^m L_{ie_k}^2 \quad (11)$$

式中: L_{ie_k} 为第 i 个节点和第 k 个网格中心的电气距离; K 为网格总数; m 为网格内节点总数。

S_{SE} 作为网格划分的评价指标, 其值越小表示聚类效果越好。然而, 随着网格数 K 的增加, S_{SE} 虽呈下降趋势, 但并非线性减少, 特别是在 K 较小时下降显著, 随后趋于平缓。极端情况下, 当每个节点自成一网格时, S_{SE} 虽降至零, 却失去了聚类的实际意义。因此, 选择 K 值需权衡 S_{SE} 下降与集群实用性的关

系,避免单纯追求低 S_{SE} 而忽略实际应用的需求。理想情况下,应寻找使 S_{SE} 下降与集群效用达到平衡的 K_0 值。如图 3 所示。

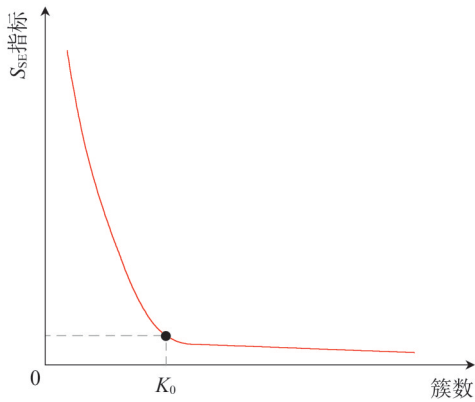


图3 网格划分指标与网格数的关系

Fig.3 Relationship between meshing metrics and number of meshes

通过图像可以确定 K_0 为最佳网格数 K ,此时,不仅尽可能优化了集群划分结果,也确保了网格数不会过多,在网格划分精确度和划分速度间达到最优。

2.3 算法流程

使用改进 K-means 算法,以每一负荷数据为一负荷节点,考虑包含结合电气耦合度指标和节点隶属度指标的综合指标体系,确定每一网格划分方案。通过给定初始化网格中心选择方法和网格中心迭代方案,减少负荷网格的最终划分时间,通过判断网格划分方案是否改变来确定是否继续迭代,输出负荷网格划分结果,具体流程如图 4 所示。

3 基于聚类生成对抗网络的网格空间负荷聚类

3.1 聚类生成对抗网络

生成对抗网络作为深度学习领域的热点技术,近年来在电力系统中展现出巨大潜力^[26-27]。GAN 通过生成器与判别器的对抗训练,增强和生成电力数据样本,解决电力系统中数据缺失、异常等问题^[28]。通过聚类生成对抗网络有效提高数据降维、非线性拟合和特征提取能力,实现数据处理能力的显著提升。同时,通过增加的聚类损失函数与离散连续分布集,能够克服传统 GAN 聚类效果不佳的问题,提

升了负荷数据的聚类效果。

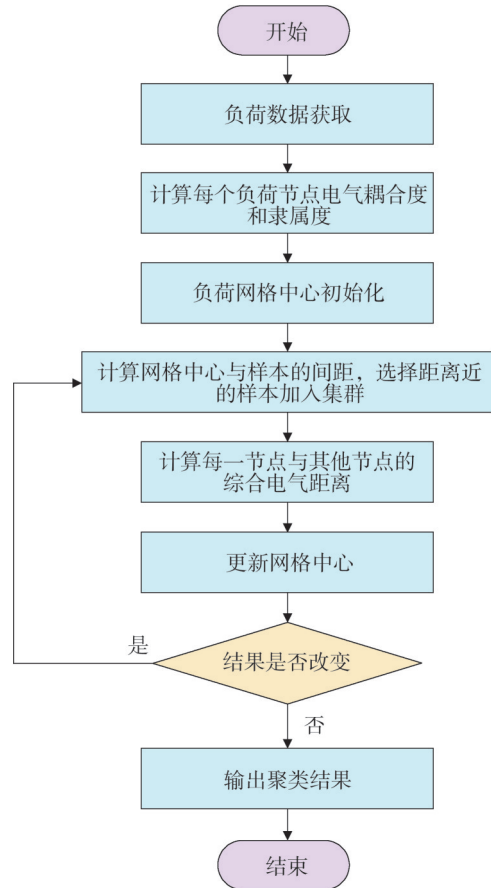


图4 改进K-means算法流程图

Fig.4 Flowchart of the improved K-means algorithm

聚类生成对抗网络如图 5 所示,生成器的目标是学习真实数据的分布,并生成尽可能接近真实数据的新样本;而判别器的任务则是区分输入的数据是真实的还是由生成器生成的“假”数据^[29]。两个模型通过相互竞争和对抗的方式进行训练,不断优化各自能力,直到生成器能够生成足够逼真的数据,使得判别器难以区分真伪,从而达到一种动态平衡状态。

对于传统 GAN 模型而言,使用随机噪声作为输入,生成的样本虽含完整数据信息,但潜在空间内的距离结构不反映实际聚类结构,导致其在潜在空间的聚类结果是杂乱无章的。此问题源于生成器常采用的高斯或均匀噪声分布,其反向传播结果虽然信息丰富,但未能有效反映数据的内在聚类特征^[30],其聚

类结果杂乱无序,无明显间隔,具体如图6所示。

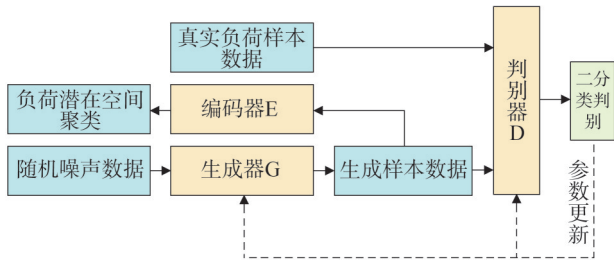


图5 聚类生成对抗网络基本结构

Fig.5 Basic structure of clustering generative adversarial network

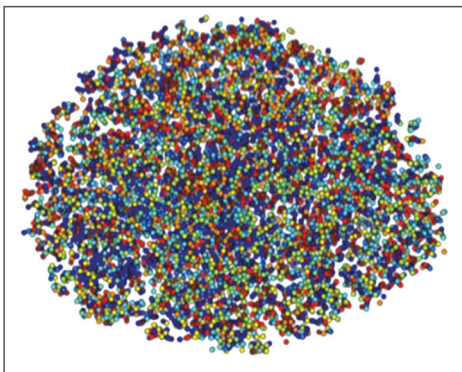


图6 高斯分布输入下GAN潜在空间聚类结果

Fig.6 Latent space clustering results of GAN with Gaussian distribution inputs

因此,聚类生成对抗网络创新性地引入了一种混合先验采样策略,该策略融合了离散的单热点编码向量与连续的随机变量。该策略促进了生成数据在特定类别上的聚集,从而显著改善了聚类的可行性和效果。离散连续混合中采样实现的形式化定义为

$$\begin{cases} z = (z_n, z_c) \\ z_n \sim N(0, \sigma^2 I_{d_n}) \\ z_c = e_k, k \sim U\{1, 2, \dots, K\} \end{cases} \quad (12)$$

式中: z 为生成器的输入噪声,由 z_n 和 z_c 构成; e_k 为 R^K 中的第 k 个基本向量; I_{d_n} 为 d_n 维度的单位矩阵; σ 为正态分布方差; z_n 为满足高斯分布的连续随机变量; z_c 为分布在 K 个离散集内的随机变量。

聚类生成对抗网络通过引入离散连续混合数据集作为噪声输入策略,可有效提升样本的多样性与聚类效果。此策略结合单热点编码的明确类别信息

与随机变量的灵活性,使得生成的潜在空间展现出清晰的类簇结构,不同颜色代表不同的聚类集群,如图7所示。

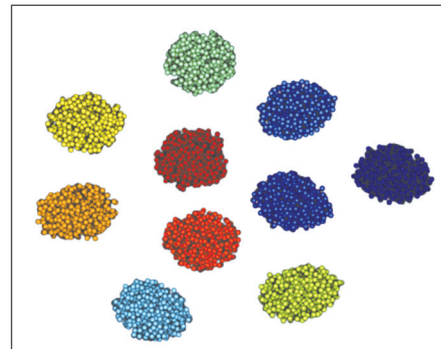


图7 引入离散连续数据的GAN的聚类结果

Fig.7 Clustering results of GAN introducing discrete continuous data

Cluster-GAN有效扩增了数据集,使得GAN以高精度实现样本至潜在空间的反向映射。这不仅增强了模型的精准度,还能够在潜在空间执行聚类分析。在负荷聚类应用上,该方法得以延续原有GAN数据学习生成的特性,对缺失或错误负荷数据进行有效弥补^[31]。同时,改进后的聚类生成对抗网络通过添加离散连续分布集以及聚类损失函数,能够实现负荷数据的精细化聚类,极大丰富了GAN的应用场景与潜力。

3.2 网格空间负荷聚类

本文提出的网格空间负荷聚类的方法,通过结合全时段全气象条件下网格负荷密度数据,对负荷数据进行学习重构,通过增加聚类损失和使用离散连续分布集来实现重构数据在潜在空间的有效聚类,生成全气象全时段负荷数据的聚类结果图,具体原理如图8所示。

3.2.1 基于聚类生成对抗网络的负荷聚类

首先根据数据集 z (多个 z 向量组成的集合)和全时段、全气象条件下的负荷功率数据生成混合差值样本为

$$\hat{x} = \gamma x + (1 - \gamma) \tilde{x} \quad (13)$$

式中: \hat{x} 为混合差值样本; x 为全时段、全气象条件下的真实负荷功率数据; \tilde{x} 为生成器根据分布集 z 内的随机噪声元素生成的数据; γ 为动态梯度惩罚系数。

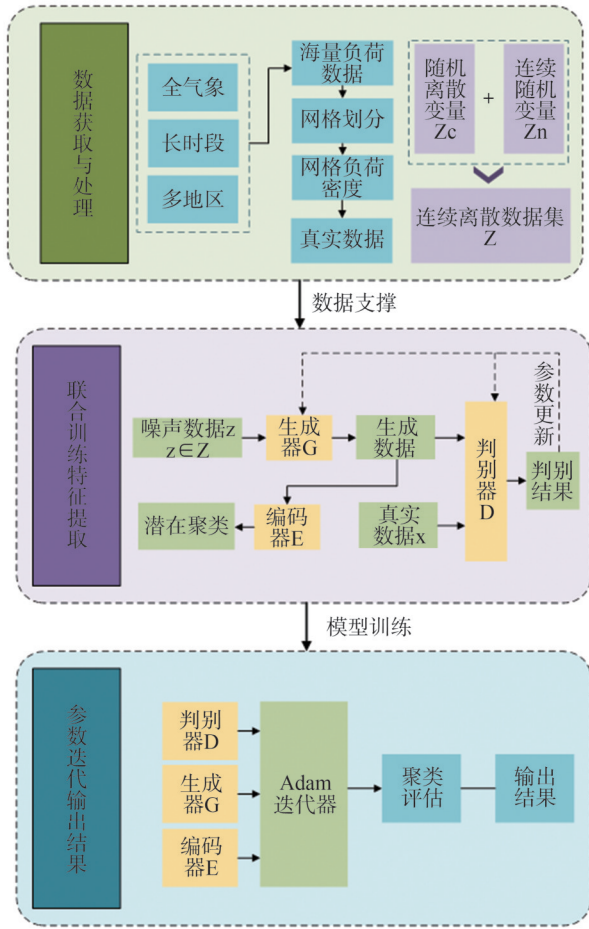


图8 聚类生成对抗网络原理图

Fig.8 Schematic diagram of clustering generative adversarial network

传统 GAN 的损失函数表达式为

$$\min_{\Theta_c} \max_{\Theta_g} E_{x \sim P_x} [D(x)] + E_{z \sim P_z} [1 - D(G(z))] + \lambda_c E_{x \sim P_x} [\|\nabla_x D(\hat{x})\|_2 - \gamma]^2 \quad (14)$$

式中: λ_c 为控制参数; P_x 为混合插值样本的数据分布; γ 为动态梯度惩罚系数, 在 $[0, 1]$ 范围内随机且均匀取值, 以增强模型对负荷数据分布的拟合鲁棒性。其他变量含义参见附录。

本文仅对原始样本和生成样本混合成的插值样本 \hat{x} 施加惩罚, 将判别器梯度限制在动态的 γ 之内, 通过最小-最大化交替训练生成器参数 Θ_g 和判别器参数 Θ_d 。

所使用的聚类对抗生成网络在原有 GAN 的损失函数基础上增加了聚类损失函数, 以提高反向解码后负荷聚类的效果, 具体如式(15)所示。

$$\min_{\Theta_c, \Theta_g} \beta_b E_{z \sim P_z} \|z_n - \varepsilon(G(z_n))\|_2 + \beta_c E_{z \sim P_z} H(z_c, \varepsilon(G(z_c))) \quad (15)$$

式(15)中新增聚类损失项 $\|z_n - \varepsilon(G(z_n))\|_2$ 通过引入最短欧式距离, 限制簇类中心 $\varepsilon(G(z_n))$ 归缆周围网格单元达成最优划分簇的策略; 交叉熵项 $H(z_c, \varepsilon(G(z_c)))$ 则用以促使生成的负荷数据更加趋向于原始数据分布, 通过 β_b 和 β_c 分别控制聚类损失和交叉熵损失的权重, 最终实现有效聚类, 详细解释请见附录 A。

3.2.2 判别器、生成器和编码器的参数更新

初始化生成对抗网络的判别器参数、生成器参数和编码器参数, 将混合插值样本 \hat{x} 输入生成器, 得到生成器生成的数据 \tilde{x} , 将生成器生成的数据 \tilde{x} 和原始的负荷功率数据 x 输入判别器, 得到判别器的判别结果。

在不改变生成器参数和编码器参数的基础上, 将判别器参数单独输入 Adam 优化器进行迭代优化, 得到最优判别器参数, 判别器参数的更新公式为

$$g_{\Theta_d} = \nabla_{\Theta_d} \left(\sum_{l=1}^m D(\tilde{x}) - D(x) + \lambda_c (\|\nabla_{\tilde{x}} D(\hat{x})\|_2 - \gamma)^2 \right) \quad (16)$$

式(16)使用两部分体现判别器职能, 通过 $D(\tilde{x}) - D(x)$ 来表达判别器在生成对抗过程中的对抗损失通常用生成样本为真的概率减去原始样本为真的概率。 $\|\nabla_{\tilde{x}} D(\hat{x})\|_2 - \gamma$ 则用来表示聚类损失, 通过 λ_c 参数平衡对抗损失和聚类损失, 最后通过整体求梯度实现参数的更新。

在不改变最优判别器参数和编码器参数的基础上, 将生成器参数输入 Adam 优化器进行迭代优化, 得到最优生成器参数; 其中, 生成器参数的更新公式为

$$g_{\Theta_g} = \nabla_{\Theta_g} \left(-\sum_{l=1}^m D(G(z^{(l)})) + \beta_b \sum_{l=1}^m \|z_n^{(l)} - E(G(z_n^{(l)}))\|_2 + \beta_c \sum_{l=1}^m H(z_c^{(l)}, E(G(z_c^{(l)}))) \right) \quad (17)$$

和判别器损失函数相同, 生成器损失函数也由对抗损失和聚类损失构成, $-\sum_{l=1}^m D(G(z^{(l)}))$ 则表示最大化判别器将生成样本误认为是真实样本的概率, 聚类损失部分同前所述。其他变量含义参见附录 A。

在不改变最优判别器参数和最优生成器参数的基础上, 将编码器参数输入 Adam 优化器进行迭代

优化,得到最优编码器参数。其中,编码器参数的更新公式为

$$g_{\theta_c} = \nabla_{\theta_c} (\beta_b \sum_{l=1}^m \|Z_n^{(l)} - E(G(Z_n^{(l)}))\|_2 + \beta_c \sum_{l=1}^m H(Z_c^{(l)}, E(G(Z_c^{(l)})))) \quad (18)$$

编码器则着重处理负荷数据训练后的聚类问题。最终,根据最优判别器参数、最优生成器参数和最优编码器参数得到训练好的聚类生成对抗网络。

3.3 算法流程与实现

本文使用 Cluster-GAN 实现全时段负荷数据在潜在空间的聚类,为增强原有 GAN 聚类能力,增加了聚类损失函数,该函数用于衡量映射回潜在空间的隐变量与聚类中心之间的距离,实现隐变量在潜在空间中形成聚类。同时,在生成数据反向编码到潜在空间的过程中,通过添加编码器,将生成的样本或真实样本映射回潜在空间中的隐变量。最后通过联合训练生成器、判别器和编码器来优化整个模型,以确保生成的样本既符合原数据特性又能实现其在潜在空间中的有效聚类,如图 9 所示。

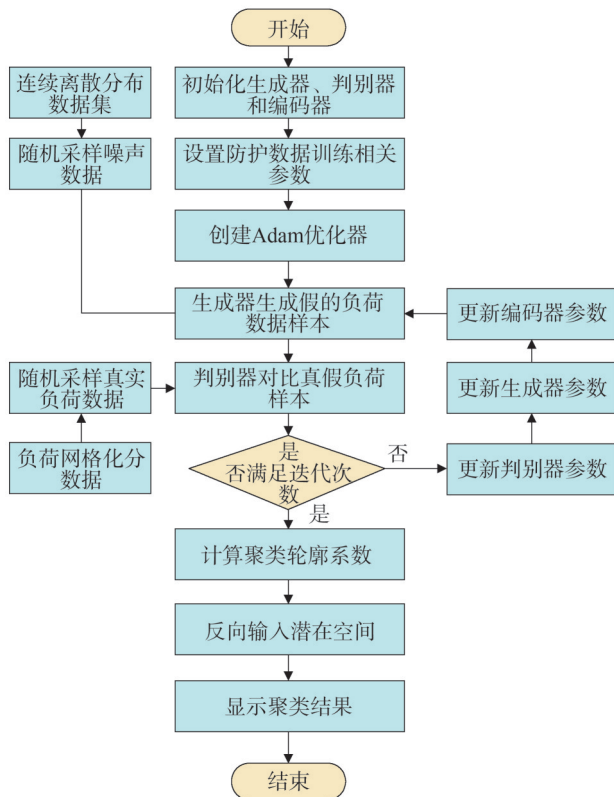


图9 负荷聚类流程图

Fig.9 Flowchart of load clustering

4 算例分析

4.1 算例介绍

为验证本文所提方法的有效性实用性,选取了某省具有代表性的实际配电网进行验证分析。取该配电网下连续两个月内的负荷数据,数据包含了多种气象和地理条件,确保数据的多样性和代表性。将上述数据作为网格划分的关键输入,用于评估所提方法在实际配电网中的应用效果。

负荷节点的信息采集频率设定为每小时采集一次,以确保数据的时效性和准确性。实验平台为 Python 的 Scikit-learn 库,采用本文提出的基于改进 K-means 和 Cluster-GAN 的配电网网格划分和负荷聚类方法进行数据处理与分析验证,同时结合 Matplotlib 库进行数据可视化展示。

4.2 网格划分

网格划分前需对指标体系的权重系数进行选取,合理的权重系数能够帮助算法更好地适应异方差性数据、应对噪声和异常值以及强调重要数据点等问题,从而提高聚类质量和准确性。

如图 10 所示,随着权重系数的增大,电气耦合度指标和节点隶属度指标也越大。为了获得更好的聚类效果,本文选取的权重系数 w_1, w_2 均为 0.5。

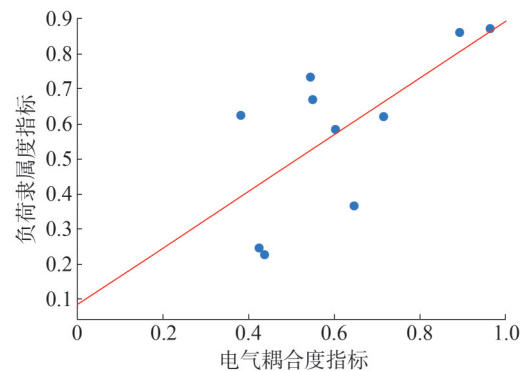


图10 电气耦合度与负荷隶属度的关系

Fig.10 Relationship between electrical coupling degree and load affiliation degree

通过改进 K-means 算法将上述负荷节点基于综合划分指标进行划分。通过对相关参数进行归一化处理后可划分为 69 个负荷网格。网格划分结果如图 11 所示,图中右侧 1—69 种颜色的渐变代表了 69 个网格划分结果。从图中可以分析,处于低负荷和高负荷地区负荷节点是偏少的,大部分负

荷节点都聚集在中间位置,此结果与下文负荷聚类结果相似。

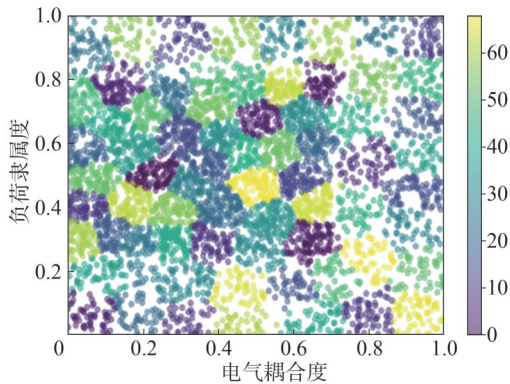


图 11 配电网网格划分结果

Fig.11 Distribution network meshing results

4.3 负荷聚类

与传统 GAN 模型使用高斯分布噪声作为生成器的输入相比,改进后的聚类生成对抗网络通过使用连续离散分布集作为生成器的输入,为此通过改进后的聚类损失可以看到数据生成效率更为快速,数据生成准确度更高。如图 12 所示,随着样本训练量的提升,运用离散连续噪声集 z 的损失函数相较于使用高斯分布集 X 其损失值在更低的收敛点,这意味着该模型的生成器和判别器之间的对抗达到了一个相对平衡的状态,生成器能够生成更加接近真实数据的样本,且判别器难以区分生成样本和真实样本。同时,较低损失值往往与模型性能的提升相关联。

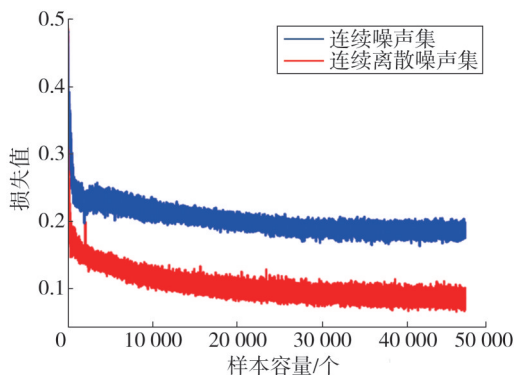


图 12 改进前后的聚类损失对比

Fig.12 Comparison of clustering losses before and after improvement

整体数据生成时生成器与判别器的损失值随样本容量增加的变化如图 13 所示。由于数据生成初期,聚类生成对抗网络所生成的样本与真实数据样本间的差异较大,判别器能够以较短的时间判别出生成数据的真假,故判别器损失函数损失值下降梯度较小,判别器性能较好,其损失值下降速度越慢。相反,生成器于数据生成初期,其生成的样本与原始样本差距较大,其损失值下降梯度较大。随着样本容量的增加,生成器在不断学习下生成的负荷数据越加接近真实负荷数据,其损失值下降函数明显减缓,最终在 0 处上下浮动。

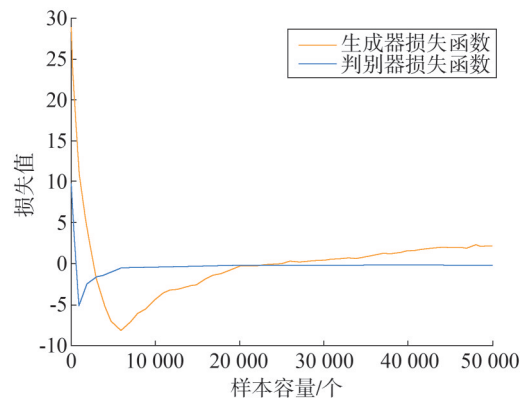


图 13 生成器与判别器的损失函数图像

Fig.13 Loss function images of generator and discriminator

现就聚类精确度指标 (cluster accuracy, ACC)、归一化互信息 (normalized mutual information, NMI)、调整兰德系数 (adjusted rand index, ARI) 以及异常数据时 ARI 指标对聚类生成对抗网络算法进行比较评估。ACC 用于表示聚类结果与真实标签之间匹配的正确率,ACC 的值越高,表示聚类结果与真实情况越接近,聚类效果越好。NMI 用于评估聚类结果与真实标签之间的一致性。通过计算聚类结果与真实标签之间的互信息,并将其归一化,用以反映两者之间的相似程度。ARI 是另一种衡量聚类结果与真实标签之间相似性的指标。ARI 的取值范围为 0~1,取值越高表示聚类效果越好。

同时通过引入相同数据集下不同聚类算法的聚类所需时间和相同异常数据下各聚类算法在异常数据中聚类的 ARI 指数,更好的阐明本文方法的在提升数据聚类的准确性。具体相关聚类指标的对比结

果如表1所示。

表1 多项聚类指标对比

Table 1 Comparison of multiple clustering indicators

| 聚类方法 | ACC | NMI | ARI | 异常数据 ARI |
|-------------|------|------|------|----------|
| Cluster-GAN | 0.99 | 0.99 | 0.99 | 0.92 |
| Info-GAN | 0.88 | 0.75 | 0.74 | 0.69 |
| 层次聚类 | 0.99 | 0.99 | 0.99 | 0.46 |
| 非负矩阵分解 | 0.98 | 0.96 | 0.97 | 0.69 |
| 谱聚类 | 0.99 | 0.98 | 0.98 | 0.90 |

由上述指标对比结果可知,Cluster-GAN 与层次聚类方法在聚类评价指标上性能相近。根据异常数据 ARI 指标可知,层次聚类容易受到异常点干扰,使得聚类树状图不能准确反映数据点之间的实际关系。相较于层次聚类,Cluster-GAN 通过生成数据的方式,生成与原始数据相近的数据,有效减少了数据缺失等异常的情况带来的影响,异常数据 ARI 更优、鲁棒性和适用性更强。

相较于传统神经网络,本文使用的改进 K-means 算法和 Cluster-GAN 结合的算法在提高负荷聚类效率方面存在优势。现采用相同数据集作为输入,对深度神经网络(deep-learning neural network, DNN)、单一 Cluster-GAN 和本文方法进行聚类时间对比,具体结果如表2所示。

表2 不同算法聚类效率对比

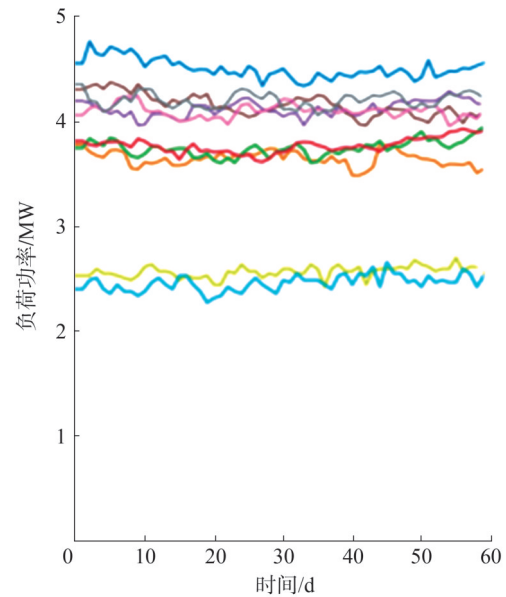
Table 2 Comparison of clustering efficiency of different algorithms

| 算法 | 聚类时间/s |
|----------------|--------|
| 单一 Cluster-GAN | 26.9 |
| DNN | 16.53 |
| 本文方法 | 6.93 |

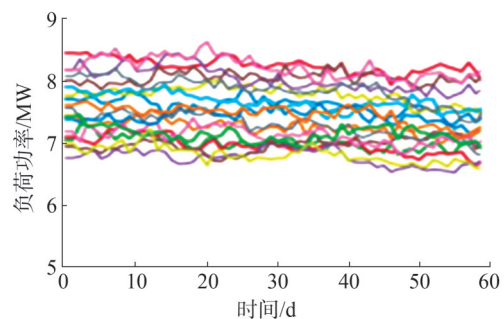
因此,本文使用的改进 K-means 算法和 Cluster-GAN 结合的算法既能继承 Cluster-GAN 算法的聚类准确性,也有效减少聚类所需要的时间,实现了提高聚类效率的同时保持了高质量的聚类结果的能力。

4.4 结果分析

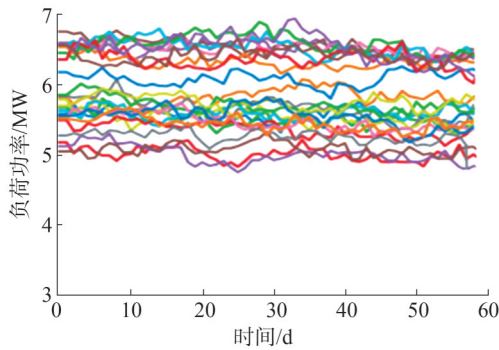
将上述数据集作为训练好的判别器数据的输入,得到数量等同于原始数据的生成样本集。图14展示了真实样本通过聚类生成对抗网络生成的样本重构聚类图,其横坐标为数据日期跨度,纵坐标为日平均负荷数值,不同颜色的曲线代表了该簇内包含的网格负荷节点。由图可知,生成数据样本与真实数据样本的特征基本相似,但也存在着细微的差距。这些差距说明聚类生成对抗网络成功学习了真实样本的特征分布,而非简单地对原始数据样本进行复制。聚类生成对抗网络将所需分类的69个网格的60天平均负荷数据进行学习生成,生成补全了数据集内可能产生的数据缺失等问题,然后通过潜在空间实现带相应聚类信息数据的簇中心进行簇的划分,从而实现可视化聚类结果。



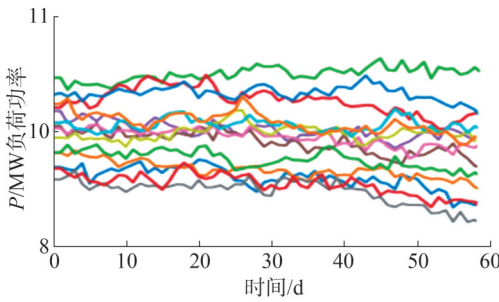
(a) 簇1



(b) 簇2



(c) 簇3



(d) 簇4

图14 真实样本训练重构聚类结果

Fig.14 Real sample training reconstruction clustering results

上述聚类结果可以看到,该69个负荷网格通过训练生成69个与原数据相近的训练结果,通过编码器在潜在空间进行数据反向编码后,聚类结果如表3所示。图15给出了采用本文方法对网格负荷进行重构聚类的结果。由于采用的指标为包含功率数值、电气距离、气象因素和负荷构成的综合性指标。因此,同一类簇下的不同曲线,其功率数值可能略有差异。

表3 网格空间负荷聚类明细表

Table 3 Specification of grid space load clustering

| 序号 | 簇负荷均值/MW | 包含网格序号 |
|----|----------|--------------------------------------------------------------|
| 簇1 | 3.64 | 20、21、22、23、24、25、26、27、68、69 |
| 簇2 | 7.66 | 3、4、5、6、16、33、37、38、39、42、43、49、50、56、57、60、61、62、65 |
| 簇3 | 5.97 | 1、2、7、8、9、10、11、12、13、14、15、17、18、19、28、29、30、31、32、34、35、36 |
| 簇4 | 10.35 | 40、41、44、45、46、47、48、51、52、53、54、55、58、59 |

通过上述聚类结果,可以将四类区域进行合并并求其平均负荷波动并作归一化处理,作为更直观的数据构成。

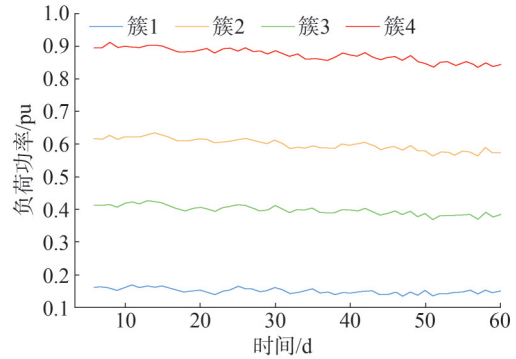


图15 各地区平均负荷聚类结果

Fig.15 Clustering results of average load by region

通过对聚类生成对抗网络的聚类结果进行分析,聚类生成对抗网络相较于其他GAN变种及聚类算法,在聚类方面展现出显著优势。通过结合离散和连续潜在变量,并引入聚类特定损失函数,在潜在空间中形成清晰的聚类结构,从而有效提升了聚类能力。该模型在保留GAN生成能力的同时,显著提升了聚类效果。通过计算准确率、归一化互信息和调整兰德指数等评估指标,能够清晰观察到聚类生成对抗网络能够在潜在空间中形成清晰的聚类边界,将样本有效地划分到不同的簇中。上述结果不仅展示了聚类生成对抗网络在聚类任务中的能力,也为其在复杂数据集上的广泛应用提供了有力支持。

5 结论

为提升负荷聚类的准确性和效率、弥补现有方法的不足,本文提出一种基于改进K-means和Cluster-GAN的配电网网格空间负荷聚类方法。该方法通过对负荷数据进行特征提取,生成相似的数据样本,解决了训练样本数据缺失或错误所导致的模型聚类不准确的问题。通过方法验证和结果分析,得到如下相关结论。

本文所提改进K-means算法通过引入初始化策略优化了初始聚类中心的选择,提高了聚类的稳定性和准确性。同时,采用肘部法则确定最优聚类数目K,避免了传统方法中人为设定K值带来的主观性。采用新的网格中心计算方法,降低每次迭代所需的计算量,提高了算法运行效率。上述优势使得改进后的K-means算法在负荷聚类上展现出良好的应用效果。

聚类生成对抗网络模型通过创新性地生成对抗网络结构中融入离散-连续数据集与改进的损失函数,实现了网络深度的显著增强,进而大幅提升了模型的学习能力。不仅促进了模型对复杂数据特征的捕捉能力,还解决了传统深度网络中常见的聚类结果不准确的问题,确保了训练过程的稳定性和有效性。因此,聚类生成对抗网络在提高模型聚类能力方面展现出了卓越的性能。

与传统负荷聚类使用单一聚类方式相比,本文提出了结合改进 K -means 和 Cluster-GAN 的负荷聚类方法,该方法结合了改进 K -means 算法面对庞大数据处理运算速度快的优势和 Cluster-GAN 模型对数据的精细学习和生成的特点,有效解决海量异构负荷数据繁多驳杂的问题,提高了处理负荷聚类问题的能力和效率。

参考文献

- [1] 徐嘉豪,汪泽原.新型电力系统及“双碳”下配电网规划技术及策略[J].中国设备工程,2024(17):203-205.
XU Jiahao, WANG Zeyuan. New power system and distribution network planning technology and strategy under “double carbon” [J]. China Plant Engineering, 2024(17):203-205.
- [2] 郁海彬,袁欣诚,唐亮,等.新型电力系统下虚拟电厂参与电-碳联合市场的竞标策略与价格传导机制[J].电力大数据,2024,27(4):1-15.
YU Haibin, YUAN Xincheng, TANG Liang, et al. Bidding strategy and price transmission mechanism of virtual power plants participating in the electricity carbon joint market under the new power system [J]. Power Systems and Big Data, 2024, 27(4):1-15.
- [3] 吴鸣,张楠春,梁英,等.新型电力系统背景下微电网技术研究与展望[J].新型电力系统,2024,2(3):251-271.
WU Ming, ZHANG Nanchun, LIANG Ying, et al. Research and development of microgrid technology in the context of new type power system [J]. New Type Power Systems, 2024, 2(3):251-271.
- [4] 王博宇,张喻,郭显成.可再生能源与电力系统的可持续发展[J].建材发展导向,2024,22(5):120-122.
WANG Boyu, ZHANG Yu, GUO Yucheng. Renewable energy and sustainable development of power system [J]. Development Guide to Building Materials, 2024, 22(5):120-122.
- [5] 倪威中,何俊,熊凤龙.新型电力系统形势下基于负荷特性的负荷预测研究[J].电工技术,2022(18):140-144.
NI Weizhong, HE Jun, XIONG Fenglong. Research on load forecasting based on load characteristics under the situation of new power system [J]. Electric Engineering, 2022(18):140-144.
- [6] 桂海涛,秦丽文,杨鑫,等.基于数据融合的高效可靠智能电网通信技术[J].科学技术与工程,2021,21(33):14173-14180.
GUI Haitao, QIN Liwen, YANG Xin, et al. Efficient and reliable smart grid communication technology based on data fusion [J]. Science Technology and Engineering, 2021, 21(33):14173-14180.
- [7] 王森,刘琛,邢帅杰. K -means 聚类算法研究综述[J].华东交通大学学报,2022,39(5):119-126.
WANG Sen, LIU Chen, XING Shuaijie. Review on K -means clustering algorithm [J]. Journal of East China Jiaotong University, 2022, 39(5):119-126.
- [8] 张凯,冯剑,刘建华,等.基于模糊 C 均值聚类算法的用电行为模式分类[J].电力需求侧管理,2022,24(3):98-103.
ZHANG Kai, FENG Jian, LIU Jianhua, et al. Power consumption behavior pattern classification based on fuzzy C -mean clustering algorithm [J]. Power Demand Side Management, 2022, 24(3):98-103.
- [9] 唐雅洁,阎洁,李玉浩,等.基于深度嵌入聚类的风光水典型联合出力场景提取[J].浙江电力,2023,42(4):36-44.
TANG Yajie, YAN Jie, LI Yuhao, et al. Extraction of typical combined output scenarios of wind-solar-hydropower generation based on deep embedding clustering [J]. Zhejiang Electric Power, 2023, 42(4):36-44.
- [10] 余浩,高懿滴,潘险险,等.基于改进高斯混合模型的变电站负荷聚类算法[J].全球能源互联网,2024,7(5):591-601.
YU Hao, GAO Yihao, PAN Xianxian, et al. Substation load clustering algorithm based on improved Gaussian mixture model [J]. Journal of Global Energy Interconnection, 2024, 7(5):591-601.
- [11] SUN Z X, ZHAO S S, ZHANG J X. Short-term wind power forecasting on multiple scales using VMD decomposition, K -means clustering and LSTM principal computing [J]. IEEE Access, 2019, 7:166917-166929.
- [12] LIU F, DONG T, HOU T, et al. A hybrid short-term load forecasting model based on improved fuzzy C -means clustering, random forest and deep neural networks [J]. IEEE Access, 2021, 9:59754-59765.
- [13] FONTANINI A D, ABREU J. A data-driven BIRCH clustering method for extracting typical load profiles for big data [C] // 2018 IEEE Power & Energy Society General Meeting (PESGM). Portland, OR, USA. IEEE, 2018:1-5.
- [14] CHEN Y W, ZHOU L D, PEI S W, et al. KNN-BLOCK DBSCAN: fast clustering for large-scale data [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2021, 51(6):3939-3953.
- [15] 瞿原,邓维斌,胡峰,等.基于Spark的点排序识别聚类结构算法[J].计算机科学,2018,45(1):97-102.
QU Yuan, DENG Weibin, HU Feng, et al. Algorithm for ordering points to identify clustering structure based on spark [J]. Computer

- Science, 2018, 45(1):97-102.
- [16] 张红斌,贺仁睦,刘应梅.基于KOHONEN神经网络的电力系统负荷特性聚类与综合[J].中国电机工程学报,2003,23(5):1-5.
ZHANG Hongbin, HE Renmu, LIU Yingmei. The characteristics clustering and synthesis of electric dynamic loads based on kohonen neural network [J]. Proceedings of the CSEE, 2003, 23(5):1-5.
- [17] 黄乾,马开刚,韦善阳,等.基于强化自组织映射和径向基神经网络的短期负荷预测[J].全球能源互联网,2019,2(1):70-77.
HUANG Qian, MA Kaigang, WEI Shanyang, et al. A short-term load forecasting method based on reinforcement self-organizing map and radial basis function neural network [J]. Journal of Global Energy Interconnection, 2019, 2(1):70-77.
- [18] 王继东,顾志成,葛磊蛟,等.改进萤火虫算法与K-means算法结合的配电网负荷聚类特性分析[J].天津大学学报(自然科学与工程技术版),2023,56(2):137-147.
WANG Jidong, GU Zhicheng, GE Leijiao, et al. Load clustering characteristic analysis of the distribution network based on the combined improved firefly algorithm and K-means algorithm [J]. Journal of Tianjin University (Science and Technology), 2023, 56(2):137-147.
- [19] 谭若洋,王治宇.基于K-means聚类的改进粒子群优化算法研究[J].统计与咨询,2020(3):24-27.
TAN Ruoyang, WANG Zhiyu. Research on improved particle swarm optimization algorithm based on K-means clustering [J]. Statistics and Consultation, 2020(3):24-27.
- [20] 孙景钊,胡长洪,项桦盛,等.基于多核模糊C均值聚类的配电网短期负荷预测[J].浙江电力,2022,41(3):65-71.
SUN Jingliao, HU Changhong, XIANG Yeyun, et al. Short-term load forecasting of distribution networks based on multiple kernel fuzzy C-means clustering [J]. Zhejiang Electric Power, 2022, 41(3):65-71.
- [21] 梁京章,黄星舒,吴丽娟,等.基于KPCA和改进K-means的电力负荷曲线聚类方法[J].华南理工大学学报(自然科学版),2020,48(6):143-150.
LIANG Jingzhang, HUANG Xingshu, WU Lijuan, et al. Clustering method of power load profiles based on KPCA and improved K-means [J]. Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition), 2020, 48(6):143-150.
- [22] 白雅玲,周亚同,刘君.基于深度卷积嵌入聚类的日负荷曲线聚类分析[J].电网技术,2022,46(6):2104-2113.
BAI Yaling, ZHOU Yatong, LIU Jun. Clustering analysis of daily load curve based on deep convolution embedding clustering [J]. Power System Technology, 2022, 46(6):2104-2113.
- [23] 王连栋.城市网格化智能配电网的规划分析[J].电子技术,2023,52(8):56-57.
WANG Liandong. Analysis of planning for urban grid intelligent distribution network [J]. Electronic Technology, 2023, 52(8):56-57.
- [24] 张吉祥.基于能源互联网的城市配电网规划优化方法研究[D].北京:华北电力大学,2017.
- [25] 殷丽凤,栗庆杰.启发式k-means聚类算法的改进研究[J].大连交通大学学报,2024,45(2):115-119.
YIN Lifeng, LI Qingjie. Study on improvement of heuristic k-means clustering algorithm [J]. Journal of Dalian Jiaotong University, 2024, 45(2):115-119.
- [26] GOODFELLOW I, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, et al. Generative adversarial networks [J]. Communications of the ACM, 2020, 63(11):139-144.
- [27] 谢天圻,吴媛媛,敬超,等. GAN模型生成图像检测方法综述[J/OL]. 计算机工程与应用,1-15[2024-09-20].
XIE Tianqi, WU Yuanyuan, JING Chao, et al. A review of GAN model generation image detection methods [J/OL]. Computer Engineering and Applications, 1-15 [2024-09-20].
- [28] 邵振国,张承圣,陈飞雄,等.生成对抗网络及其在电力系统中的应用综述[J].中国电机工程学报,2023,43(3):987-1003.
SHAO Zhenguo, ZHANG Chengsheng, CHEN Feixiong, et al. A review on generative adversarial networks for power system applications [J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(3):987-1003.
- [29] 时纯,刘君,梁卓航,等.基于GAN和多通道CNN的电力系统暂态稳定评估[J].电网技术,2022,46(8):3191-3202.
SHI Chun, LIU Jun, LIANG Zhuohang, et al. Transient stability assessment of power system based on GAN and multi-channel CNN [J]. Power System Technology, 2022, 46(8):3191-3202.
- [30] MUKHERJEE S, ASNANI H, LIN E, et al. ClusterGAN: latent space clustering in generative adversarial networks [J]. ArXiv e-Prints, 2018:arXiv:1809.03627.
- [31] 王磊,张野,张雅婷,等.考虑量测数据缺失的电力系统暂态稳定评估[J].电气自动化,2022,44(6):22-24.
WANG Lei, ZHANG Ye, ZHANG Yating, et al. Transient stability assessment of PowerSystem considering missing measurement data [J]. Electrical Automation, 2022, 44(6):22-24.

收稿日期:2024-10-12

修回日期:2025-01-20

作者简介:

徐春雷(1978),通信作者(67369582@qq.com),男,硕士,高级工程师,主要从事电力系统调度自动化相关研究;

焦昊(1991),男,硕士,工程师,从事人工智能在电网中的应用研究;

马洲俊(1986),男,硕士,工程师,研究方向为电力系统规划与运行、含风电的电力系统建模仿真;

肖茂然(1995),男,硕士,主要研究方向为电力信息化;

殷俊杰(1997),男,硕士,从事微系统相关研究工作。

(责任编辑 张丹丹)

附录 A

Θ_e 为编码器参数, Θ_d 为判别器参数, Θ_g 为生成器参数, β_b 为连续向量集, Z_n 的正则化系数, 用于管理连续向量集 Z_n 的权重占比, $G(Z_n)$ 为生成器根据连续向量集 Z_n 生成的数据, $\varepsilon(G(Z_n))$ 表示编码器对 $G(Z_n)$ 进行反向编码得到的编码器连续部分项, $E_{z \sim p_z} \|Z_n - \varepsilon(G(Z_n))\|_2$ 表示 $E_{z \sim p_z}$ 为噪声 z 的数学期望, β_c 表示离散分布集 Z_c 对应的正则化系数, 用于管理离散分布集 Z_c 的权重占比, $G(Z_c)$ 为生成器根据离散分布集 Z_c 生成的数据, $\varepsilon(G(Z_c))$ 表示编码器对 $G(Z_c)$ 进行反向编码得到的编码器离散部分项, $E_{z \sim p_z} H(Z_c, \varepsilon(G(Z_c)))$ 表示 $E_{z \sim p_z}$ 为噪声 z 的数学期望, $H(Z_c, \varepsilon(G(Z_c)))$ 为离散部分 z_c 与编码器离散部分项 $\varepsilon(G(Z_c))$ 的交叉熵。 $D(\tilde{x})$ 表示判别器判断 \tilde{x} 为真的概率, $D(x)$ 为判别器判断 x 为真的概率, λ 为控制参数, $D(\hat{x})$ 为判别器判断 \hat{x} 为真的概率,

$\nabla_{\hat{x}} D(\hat{x})$ 表示 $D(\hat{x})$ 的梯度, $\|\nabla_{\hat{x}} D(\hat{x})\|_2$ 表示 $\nabla_{\hat{x}} D(\hat{x})$ 的二范数, l 表示当前随机采样次数, m 为迭代总次数; $Z^{(l)}$ 为第 l 次随机选取的离散连续分布集, $G(Z^{(l)})$ 表示第 l 次随机选取噪声输入生成器生成的数据, $D(G(Z^{(l)}))$ 表示第 l 次随机选取的噪声输入判别器判断 $G(Z^{(l)})$ 为真的概率, $Z_c^{(l)}$ 为第 l 次迭代的离散分布集, $G(Z_c^{(l)})$ 表示第 l 次随机抽取噪声, 生成器根据 $Z_c^{(l)}$ 生成的数据, $\varepsilon(G(Z_c^{(l)}))$ 表示第 l 次随机抽取噪声, 编码器对 $G(Z_c^{(l)})$ 进行反向编码的编码器离散部分项, $H(Z_c^{(l)}, \varepsilon(G(Z_c^{(l)})))$ 表示第 l 次随机抽取噪声, 离散分布集 $Z_c^{(l)}$ 内所有元素与编码器离散部分项 $\varepsilon(G(Z_c^{(l)}))$ 的交叉熵损失, $D(G(z))$ 为生成数据为真的概率, $E_{x \sim p_x}$ 和 $E_{\hat{x} \sim p_{\hat{x}}}$ 分别表示真实样本 x 和混合插值样本 \hat{x} 的数据期望, $z_n^{(l)}$ 为第 l 次迭代时 z_n 的取值, $G(z_n^{(l)})$ 为第 l 次迭代时生成器生成的数据, $\varepsilon(G(z_n^{(l)}))$ 为第 l 次迭代时生成数据的集群中心的数据。

DOI: 10.20097/j.cnki.issn1007-9904.240461

基于改进型 Yolov10 的配电架空线路绝缘子缺陷检测

刘合金^{1*}, 苏国强¹, 左新斌², 和家慧¹, 张鹏平¹

(1. 国网山东省电力公司电力科学研究院, 山东 济南 250003; 2. 国网山东省电力公司, 山东 济南 250013)

摘要: 为保证配电网线路的安全与稳定, 及时准确地识别出故障绝缘子至关重要。针对配电架空线路巡检图像中绝缘子缺陷目标小、背景复杂造成的漏检率和误检率高的问题, 本文提出一种改进型 Yolov10 (you only look once version 10) 的绝缘子缺陷检测算法。首先, 采用正负样本混合增强策略, 丰富样本类型, 降低非故障绝缘子的误报率。其次, 在 Yolov10 的主干网络中集成可变形卷积网络 (deformable convolution networks version 4, DCNv4) 提高对不同形态缺陷的适应性, 同时在网络颈部引入双向特征金字塔动态融合特征, 减少小目标特征遗漏。最后, 使用基于距离交并比 (distance intersection over union, DIoU) 的非极大值抑制 (non-maximum suppression, NMS), 即 DIoU_NMS 后处理技术, 改善因线路布局复杂导致目标遮挡带来的检测框错误抑制情况。实验表明, 该方法在绝缘子缺陷小目标的识别率和误检效果方面均有所改善, 平均精度均值 (mean average precision, mAP) 达到了 83.2%, 提高了检测的准确性和可靠性。

关键词: 绝缘子; 缺陷检测; Yolov10; 正负样本混合增强; DCNv4

中图分类号: TP391

文献标志码: B

文章编号: 1007-9904(2025)11-0067-09

Defect Detection of Overhead Line Insulators in Power Distribution Networks Based on Improved Yolov10

LIU Hejin^{1*}, SU Guoqiang¹, ZUO Xinbin², HE Jiahui¹, ZHANG Pengping¹

(1. State Grid Shandong Electric Power Research Institute, Jinan 250003, China;

2. State Grid Shandong Electric Power Company, Jinan 250013, China)

Abstract: To ensure the safety and reliability of power distribution lines, it is essential to promptly and accurately detect faulty insulators. Aiming at the problems of high miss rate and false alarm rate caused by the small target sizes of insulator defects and complex backgrounds in inspection images of overhead power distribution lines, this paper proposes an improved you only look once version 10 (Yolov10) algorithm for insulator defect detection. Firstly, a positive and negative sample mixed augmentation strategy is adopted to enrich the types of samples and reduce the false alarm rate of non-faulty insulators. Secondly, deformable convolution networks version 4 (DCNv4) is integrated into the backbone network of Yolov10 to enhance adaptability to various defect shapes. Meanwhile, a bidirectional feature pyramid is introduced in the neck of the network for dynamic feature fusion, reducing the omission of small object features. Finally, the post-processing technique employed is non-maximum suppression based on distance intersection over union (DIoU_NMS), which improves the erroneous suppression of detection boxes caused by occlusions due to complex wiring layouts. Experimental results demonstrate that this method improves the recognition rate and reduces false positives for small insulator defects, achieving an overall mean average precision (mAP) of 83.2%, thereby increasing the accuracy and reliability of detection.

Keywords: insulator; defect detection; Yolov10; mixed augmentation of positive and negative samples; DCNv4

0 引言

绝缘子在配电网架空线路中至关重要, 提供必

要的支撑和电气绝缘。长期暴露于自然环境中, 容易遭受腐蚀、出现破损和积累污染。无人机巡检结合人工图像审核是当前主要的巡检方式, 但效率有限。通过优化配置和技术手段能够显著增强电力系统的灵活性与可靠性^[1]。随着深度学习的发展, 无人机巡检配合自动化目标检测技术, 不仅广泛应用

基金项目: 国网山东省电力公司科技项目 (52062623003R).
Science and Technology Project of State Grid Shandong Electric Power Company (52062623003R).

于故障识别,而且大幅提升了效率和安全性,成为现代电力设施巡检的有效解决方案。

深度学习目标检测技术利用神经网络的强大能力,自动从巡检图像中提取并分类复杂的绝缘子特征,从而精准地定位绝缘子及其存在的缺陷或故障点。Ling等^[2]使用快速区域卷积神经网络(faster region-based convolutional neural network, Faster R-CNN^[3])先对绝缘子定位,再使用U形结构网络(U-shaped network, U-net^[4])检测分割出来的图像中玻璃绝缘子自爆缺陷,该方法计算量比较大。李伟性等^[5]以日常巡检图像作为数据集,采用残差网络(residual network, ResNet^[6])作为主干网络的单阶段多框检测(single shot multibox detector, SSD^[7])算法进行检测,提高了检测速度,但是识别精度仍须进一步提高。Miao等^[8]使用分阶段的方法对SSD进行微调训练,第一阶段使用COCO(common objects in context)数据集^[9]预训练权重初始化SSD模型,再将包含多类绝缘子的航拍图像加入训练,第二阶段使用特定场景的绝缘子图像进行迭代,实现特定场景的定制化检测任务,提升了检测精度。郑伟等^[10]以Yolov4(you only look once version 4)^[11]作为目标检测的主框架,同时结合轻量化网络MobileNet(mobile network)^[12]、空洞卷积^[13]以及自适应路径聚合网络的优势,提高了绝缘子缺陷的检测精度和速度。Hao等^[14]使用分离注意力机制优化Yolov4的主干网络,并引入注意力金字塔对特征进行融合,该方法提高了绝缘子及其缺陷的定位精度。Deng等^[15]使用移动端网络MobileNetv3(mobile network version 3)^[16]替换Yolov4的主干网络,极大提高了推理速度,在移动平台实现了绝缘子故障实时检测。Zhang等^[17]使用通道注意力网络SENet(squeeze-and-excitation networks)^[18]对Yolov5(you only look once version 5)^[19]进行改进,该方法可同时定位绝缘子缺陷并且分类。贾晓芬等^[20]首先使用图像处理方法对数据集进行扩充,然后使用深度可分离卷积^[21]和注意力机制对Yolov5s(you only look once version 5 small)进行优化,减少了模型参数,进一步提高了绝缘子的检测速度。杨勇等^[22]利用扩散大模型进行数据扩增,使用通道注意力网络SENet对Yolov10(you only look once version 10)^[23]进

行改进,提升了输电线路可视化监控中工程机械类目标的识别效果。

尽管当前目标检测算法在绝缘子缺陷检测领域已取得显著进展,但基于Yolov10的改进措施仍然较少。作为Yolo系列中的新一代模型,Yolov10具有较高的识别精度。然而,由于配电架空线路覆盖范围广、现场环境多变,加上绝缘子缺陷形态多样且在巡检图像中的目标占比较小,这些因素依然对检测算法构成了挑战。因此,本文旨在通过对Yolov10算法进行优化与增强,以提升绝缘子缺陷的整体识别效果。

1 配电架空线路绝缘子图像样本数据构建

1.1 绝缘子缺陷样本

常见的绝缘子缺陷包括灼伤、破损和污秽。灼伤通常是由于过高的电流通过绝缘子或者局部放电所引起热效应造成的,往往表现为绝缘子表面出现明显的烧焦痕迹,有时还会伴有裂纹,如图1所示。破损可能是由外力撞击、安装不当或是材料本身的缺陷所引起。图2中的破损绝缘子样本显示了明显的断裂或部分缺失,这些损伤会破坏绝缘子的完整性和结构稳定性,从而严重影响其电气性能。污秽是指绝缘子表面积累了过多的灰尘、盐分或其他导电物质,通常发生在靠近工业区或海岸线的配电线路附近。当这些污染物吸湿后,它们可以形成导电路径,从而降低绝缘子的有效爬电距离。图3所示的污秽绝缘子样本,可以看到其表面覆盖了一层污染物,这层污染物在潮湿条件下可能导致闪络现象。这些缺陷不仅会降低绝缘子的绝缘强度和耐压能力,还可能加速绝缘材料的老化过程,最终导致严重的电力故障。

1.2 缺陷样本增强

在实际巡检中,绝缘子故障样本稀缺,导致缺陷样本数量有限。新数据的获取与标注既耗时又成本高。因此,在目标检测任务中,常用数据增强方法来扩展数据集,以提高模型的泛化能力和鲁棒性。常见的单样本增强技术包括几何变换(如缩放、旋转、平移)和颜色空间变换(如调整亮度、对比度、饱和度)。这些方法简单易行,能够在不改变图像基本内容的前提下,模拟出同一物体在不同环境条件下的

外观变化,从而为模型提供更加丰富的训练素材。

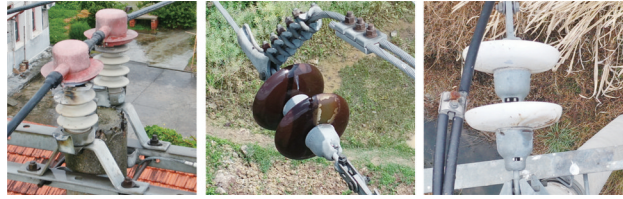


图1 灼伤
Fig.1 Discharge



图2 破损
Fig.2 Damage



图3 污秽
Fig.3 Dirty

为进一步增加数据集的多样性和复杂性,本文还采用了多样本增强技术,即同时利用多个样本图像进行组合,以此创造出在真实世界中更为复杂的场景。这种方法特别适用于需要检测小目标或容易产生误检的任务。在绝缘子缺陷检测中,由于部分缺陷非常微小,加之背景干扰因素较多,传统的单样本增强往往难以充分展现这些细节,导致模型训练不足。

本文同时采用9张图像进行数据增强。具体而言,每次生成新样本时,首先,从数据集中随机选取5张含有缺陷的样本和4张不含缺陷的样本;然后,对每张图像采用不同规则的预处理(如随机旋转、缩放和平移等);接着,将处理后的图像按照一定的布局拼接成一张新的图像,并确保各个图像之间的边界自然过渡;最后,对生成的图像再次进行颜色空间变换,以模拟不同的光照条件和拍摄环境。这种设计

一方面是通过增加小目标缺陷在组合图像中的出现频率,确保模型能够接收到足够的小目标信息;另一方面是通过混合正样本(含缺陷)和负样本(无缺陷),帮助模型更好地学习背景信息,减少在背景区域误检目标的概率,整个流程如图4所示。

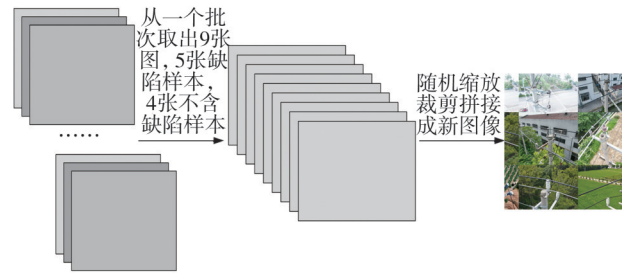


图4 正负样本混合数据增强

Fig.4 Mixed augmentation of positive and negative samples

2 绝缘子缺陷检测整体方案

基于本文的需求,选择 Yolov10l (you only look once version 10 large)作为绝缘子缺陷检测的基础模型。然而,初步测试显示,未优化的 Yolov10l 在复杂背景图像中表现出明显的漏检与误检问题。为此,本文从数据增强、网络结构优化及检测结果后处理三个角度对 Yolov10l 进行改进,旨在进一步提升其在配电场景中的检测性能,所研究的 Yolov10 均是在 Yolov10l 基础上作出的改进。其中,数据增强方法包含缺陷样本增强部分提到的正负样本混合增强方法。

优化后的 Yolov10 网络架构如图5所示,主要由主干网络(Backbone)、颈部网络(Neck)、检测头(Head)组成。

主干网络(Backbone):对输入的绝缘子图像进行特征提取。Backbone 包含卷积批量归一化与激活函数模块(convolutions with batch normalization and sigmoid linear unit, CBS)、跨阶段网络模块(faster implementation of cross stage partial bottleneck with 2 convolutions, C2f)、空间通道解耦降采样模块(spatial-channel decoupled down sampling, SCDown)、紧凑倒置瓶颈跨阶段网络模块(faster implementation of cross stage partial compact inverted bottleneck with 2 convolutions, C2fCIB)、基于 DCNv4^[24]的快速空间金字塔池化模块(spatial

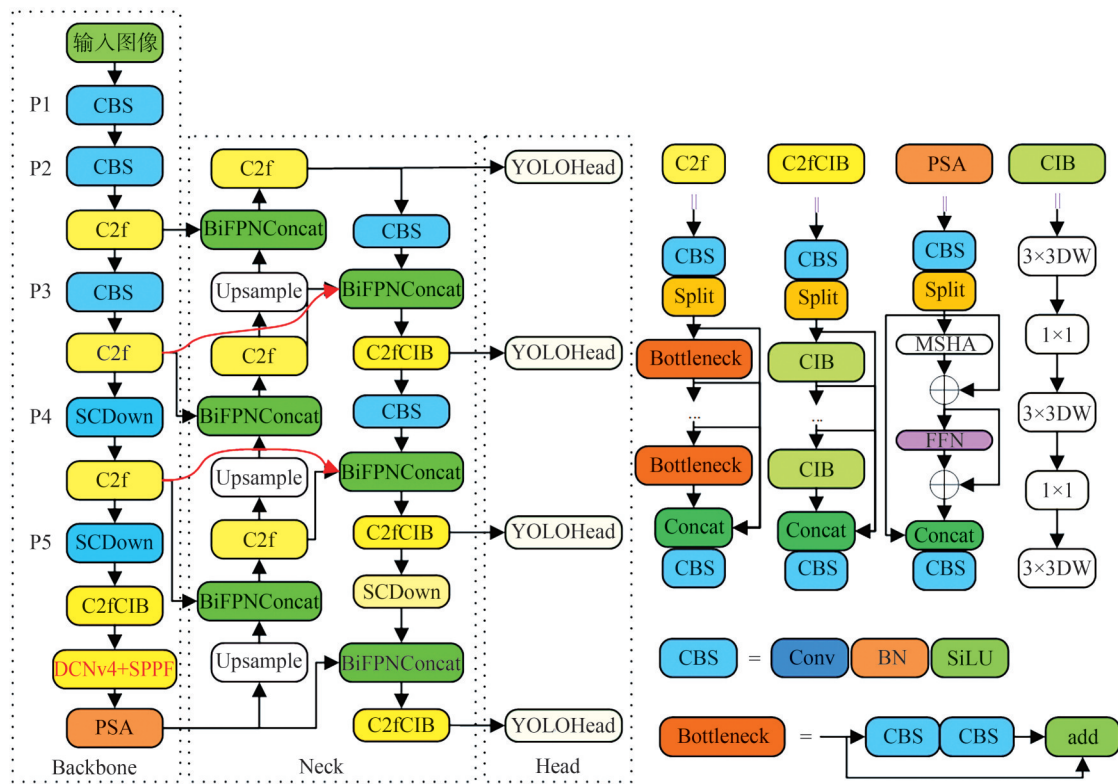


图5 改进的Yolov10网络结构
Fig.5 Improved Yolov10 network architecture

pyramid pooling-fast based DCNv4, DCNv4-SPPF) 以及局部自注意力模块 (partial self-attention, PSA)。CBS 用于对上一层的特征图进行提取和加工, 为模型的后续层提供丰富的特征表示。C2f 模块使用跨阶段结构加强高低层次特征图的连接, 有效地保留更多的空间信息。SCDown 先通过 1×1 的逐点卷积调节通道数, 再通过 3×3 的深度卷积进行空间下采样, 在降低计算成本的同时最大限度保留信息。C2fCIB 是用紧凑倒置模块 (compact inverted bottleneck, CIB) 替换 C2f 中的 bottleneck 模块, 用深度卷积 (depth convolution, DW) 加逐点卷积替换 bottleneck 中的标准卷积。DCNv4-SPPF 通过引入可变形卷积 DCNv4 增强空间采样的灵活性。PSA 是一种高效的局部自注意力模块, 用于将卷积后的特征输入到由多头自注意力 (multi-head self-attention, MSHA) 和前馈网络 (feedforward network, FFN) 组成的模块中, 然后将两部分连接起来再通过卷积进行融合, 增强全局建模能力, 降低计算复杂度。

颈部网络 (Neck): 将主干网络提取的不同尺度的绝缘子特征图进行融合。采用双向特征金字塔网络 (bidirectional feature pyramid network, BiFPN)^[25] 替代原始的特征金字塔 (feature pyramid networks, FPN) 和路径聚合网络 (path aggregation network, PAN) 结构, 促进浅层特征和深层特征的双向流动与深度融合, 并把输出的不同尺度特征图输入检测头, 其中 Upsample 为上采样操作, BiFPNConcat (concat based BiFPN) 为基于 BiFPN 的特征连接操作。

检测头 (Head): 输出绝缘子缺陷的类别和位置信息。将颈部网络输出的不同尺度特征图分别通过检测头进行处理, 生成大小不同的边界框, 再经过一系列处理后, 保留最优目标框, 实现绝缘子缺陷目标预测。为提升小目标检测能力, 本文在检测头部分设置了四个独立输出头, 以捕捉更精细的视觉信息, 增强网络表达能力和检测精度。

2.1 改进的快速空间金字塔池化

空间金字塔池化 (spatial pyramid pooling, SPP) 通过对特征图应用不同大小窗口 (如 1×1 、 5×5 、 9×9 、

13×13)的最大池化(max pooling, MaxPool),生成多尺度特征图,并将其拼接(Concat)形成最终特征表示,如图 6(a)所示,解决了直接调整图像尺寸导致的失真和信息丢失问题。SPPF 作为 SPP 的改进,使用多个小尺寸池化核替代大尺寸池化核,如图 6(b)中的 SPPF 使用 3 层 3×3 的最大池化层,既能减少计算量,又能保持多尺度特征融合的能力。

基于 SPPF 的优势,本文将卷积层(convolution, Conv)替换为可变形卷积 DCNv4,通过额外的偏移量允许空间采样位置自适应调整,增强了特征提取的灵活性与准确性,如图 6(c)所示。DCNv4 取消了空间聚合中的 softmax 归一化步骤,提升了模型的动态适应能力和表达力,同时也优化了内存访问模式,降低了计算开销,其设计高效灵活,在多种计算机视觉任务中表现出色。

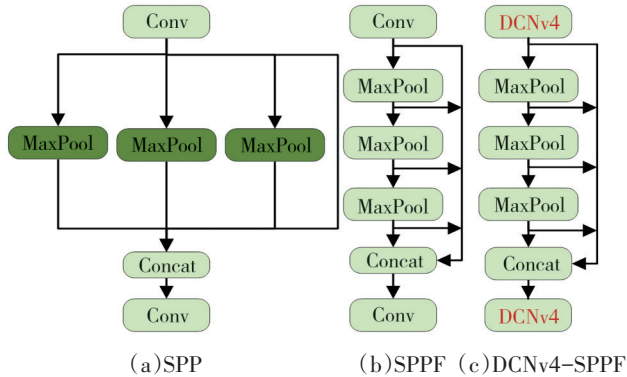


图6 金字塔池化结构

Fig.6 Pyramid pooling architecture

2.2 双向特征金字塔

FPN 利用上采样技术融合低层细节与高层语义信息,增强特征表示的丰富性,如图 7(a)所示。PAN 在此基础上,通过双向路径设计,既包括从高层到低层的信息传递,也包含从底层到高层的信息流,如图 7(b)所示,进一步提升了多尺度特征提取能力,但是参数量相对较大。

BiFPN 在继承 FPN 和 PAN 的基础上,引入加权双向特征传播机制,如图 7(c)所示,依据各特征层的重要性的置信度动态选择最优特征进行融合。这种方法不仅提高了关键信息传递效率,还减少了无效特征的干扰,实现了高效、精准的多尺度目标检测,同时保持较低的参数量。

本文将 Yolov10 中的固定结构 FPN-PAN 替换为灵活的 BiFPN 结构,以实现更高效的跨分辨率特征融合。具体地,如图 5 所示,输入图像首先通过主干网络,产生 P2、P3、P4、P5 四个不同尺度的特征图,其中,P5 尺度的特征图基于改进的 DCNv4-SPPF 进行了高层特征增强。随后,这些多尺度特征图进入颈部的 BiFPN 模块,进行深入地信息融合处理。最终,融合后的特征图作为检测头的输入执行多尺度目标检测。

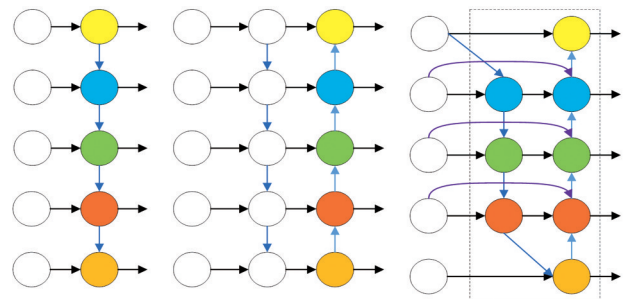


图7 特征金字塔结构

Fig.7 Feature pyramid architecture

2.3 DIoU_NMS

配电架空线路中绝缘子数量多且复杂,容易出现重叠或者遮挡情况。因此,本文使用基于距离交并比(distance intersection over union, DIoU)的非极大值抑制(non-maximum suppression, NMS),即 DIoU_NMS,解决检测框错误抑制问题。DIoU_NMS 将 DIoU 作为 NMS 的准则,不仅考虑重叠区域,而且还考虑两个检测框之间的中心点距离。检测框是否被删除用式(1)计算。

$$s = \begin{cases} s, I_D < \varepsilon \\ 0, I_D \geq \varepsilon \end{cases} \quad (1)$$

式中: s 为检测框的分类置信度,取值为 0 时,该检测框被删除; ε 为 NMS 阈值; I_D 为 DIoU 的值。

$$I_D = I - \frac{d^2}{c^2} \quad (2)$$

式中: d 为两个检测框的中心点距离; c 为包含两个检测框的最小外接矩形的对角线长度,如图 8 所示; I 为两个检测框的交并比。

$$I = \frac{A \cap B}{A \cup B} \quad (3)$$

式中: A 为预测框; B 为真实框。

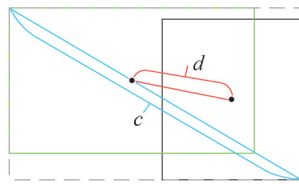


图8 DIoU_NMS原理

Fig.8 Principle of the DIoU_NMS

3 实验结果及分析

3.1 实验数据及计算环境

为验证所提方法的有效性,本文基于收集的绝缘子图像进行实验。其中,收集的绝缘子图像来自某省 35 kV 及 10 kV 架空配电线路巡检过程中无人机拍摄的图像,选取含有故障绝缘子的图像共 5 176 张(同一张图像中可能包含多种缺陷),其中含绝缘子灼伤、绝缘子破损以及绝缘子污秽的图像分别有 3 300 张、1 925 张、1 560 张。选取无故障绝缘子图像 3 000 张,用于正负样本混合的数据增强,以确保模型训练的全面性和鲁棒性。

本文模型训练的实验硬件环境为: Intel (R) Xeon (R) CPU E5-2643 v4 处理器,搭载 4 张 11 GB Nvidia GeForce Rtx 2080 Ti GPU 加速训练。软件环境基于 ubuntu18.04 系统、python3 平台,通过 Python 语言在 Pytorch 深度学习框架中搭建并运行网络模型,并行计算框架为 CUDA 11.4 版本。设置批大小为 16,训练 300 个周期,使用 Adam 优化器和余弦退火衰减学习率,初始学习率设置为 0.000 1。

3.2 检测算法性能分析

无人机拍摄的配电架空线路绝缘子图像分辨率普遍为 6 000×8 000,为提升绝缘子缺陷检测的效果,本文以 1 280×1 280 的分辨率作为输入尺寸进行实验。

表 1 展示了使用 Yolov5、Yolov8、Yolov10 以及本文提出的方法在绝缘子缺陷检测方面的实验结果。通过对精度、召回率以及平均精度均值这三个关键指标的比较,评估不同方法对绝缘子缺陷的检测能力。

分析表 1 可知,本文方法在构建的绝缘子缺陷测试集上达到了最好的实验结果,平均精度均值(mean average precision, mAP)达到了 83.2%,比原始的 Yolov10 算法提升了 3.4 个百分点,说明本文提出的方法在绝缘子缺陷检测任务上具有一定的优势。

表 1 检测方法对比 1

Table 1 Comparison of detection methods 1

| 检测方法 | 精度/% | 召回率/% | 平均精度均值/% |
|---------|------|-------|----------|
| Yolov5 | 84.4 | 70.5 | 72.3 |
| Yolov8 | 85.6 | 73.1 | 76.4 |
| Yolov10 | 87.9 | 75.6 | 79.8 |
| 本文方法 | 91.3 | 77.8 | 83.2 |

为验证本文所提方法在多样化场景中的适应性,收集沿海地区以及高污染工业区包含复合绝缘子、玻璃绝缘子两种相对常见材质的绝缘子巡检图像共计 2 635 张(同一张图像中可能包含多种缺陷),其中含绝缘子灼伤、绝缘子破损以及绝缘子污秽的图像分别有 1 226 张、1 050 张、830 张。选取无故障绝缘子图像 500 张,用于正负样本混合的数据增强。

表 2 展示了使用 Yolov5、Yolov8、Yolov10 以及本文提出的方法在收集的复合绝缘子、玻璃绝缘子图像数据集的缺陷检测结果。通过分析可知,本文方法比原始的 Yolov10 算法 mAP 值提升了 2.2 个百分点,具有一定的泛化能力。

表 2 检测方法对比 2

Table 2 Comparison of detection methods 2

| 检测方法 | 精度/% | 召回率/% | 平均精度均值/% |
|---------|------|-------|----------|
| Yolov5 | 79.2 | 68.3 | 70.7 |
| Yolov8 | 80.5 | 70.4 | 72.8 |
| Yolov10 | 83.7 | 73.1 | 75.4 |
| 本文方法 | 85.8 | 74.4 | 77.6 |

3.3 消融实验

在 Yolov10 三层检测头结构模型的基础上,通过使用相同的图像集、参数设定及硬件配置,本文实施了一系列改进策略的消融实验,如表 3 所示,旨在评估这些策略对所构建数据集上模型检测性能的提升效果。

分析表 3 中数据可知,增加输出检测头、改进快速空间金字塔池化以及引入双层特征金字塔对于绝缘子小目标缺陷的检测效果均有一定的提升作用。其中,增加输出检测头以及引入双层特征金字塔结构识别效果提升相对比较明显,mAP 值分别提高 1.2 个百分点和 1.4 个百分点,说明增加一个输

出检测头,增大感受野,有助于提高小目标的识别效果。而双层特征金字塔能够依据各特征层的重要性及其置信水平,动态选择最相关的特征进行融合,使特征得到更好表达。可变形卷积的引入使得 mAP 值提升 0.9 个百分点,说明特征提取过程对于形态各异的缺陷目标多尺度特征融合起到了一定的作用。

表 3 实验结果对比 1

Table 3 Comparison of experimental results 1

| 实验策略 | 精度 /% | 召回 率/% | 平均精度 均值/% |
|---------------------------------|----------|-----------|--------------|
| Yolov10 | 87.9 | 75.6 | 79.8 |
| Yolov10+DCNv4-SPPF | 88.5 | 76.1 | 80.7 |
| Yolov10+BiFPN | 89.1 | 76.5 | 81.2 |
| Yolov10+4 层检测头 | 89.3 | 76.7 | 81.0 |
| Yolov10+DCNv4-SPPF+BiFPN | 89.6 | 76.8 | 81.8 |
| Yolov10+DCNv4-SPPF+4 层检测头 | 89.8 | 77.1 | 81.6 |
| Yolov10+BiFPN+4 层检测头 | 90.2 | 77.4 | 82.1 |
| Yolov10+DCNv4-SPPF+BiFPN+4 层检测头 | 91.3 | 77.8 | 83.2 |

采用相同的实验策略对收集的复合绝缘子和玻璃绝缘子样本数据进行消融实验,结果如表 4 所示。尽管这两类绝缘子的样本数据总量有限,实验表明,增加输出检测头、引入双层特征金字塔结构以及应用可变形卷积技术使得 mAP 值也有不同程度的提升,验证了改进方法的有效性和泛化性。

表 4 实验结果对比 2

Table 4 Comparison of experimental results 2

| 实验策略 | 精度 /% | 召回 率/% | 平均精度 均值/% |
|---------------------------------|----------|-----------|--------------|
| Yolov10 | 83.7 | 73.1 | 75.4 |
| Yolov10+DCNv4-SPPF | 84.1 | 73.4 | 76.0 |
| Yolov10+BiFPN | 84.5 | 73.6 | 76.4 |
| Yolov10+4 层检测头 | 84.7 | 73.7 | 76.1 |
| Yolov10+DCNv4-SPPF+BiFPN | 84.7 | 73.8 | 76.7 |
| Yolov10+DCNv4-SPPF+4 层检测头 | 84.8 | 73.9 | 76.6 |
| Yolov10+BiFPN+4 层检测头 | 85.2 | 74.1 | 76.8 |
| Yolov10+DCNv4-SPPF+BiFPN+4 层检测头 | 85.8 | 74.4 | 77.6 |

为更好地理解所提改进策略的优化机制,结合热力图进行特征可视化,如图 9 所示。偏红色代表正相关,偏蓝色代表负相关,黄色和绿色代表中间的相关度。相比原始 Yolov10 算法,引入 DCNv4-SPPF 与 BiFPN 后,网络的注意力能更准确地指向缺陷区域,捕捉到细小缺陷,有助于提升小目标缺陷的识别率。

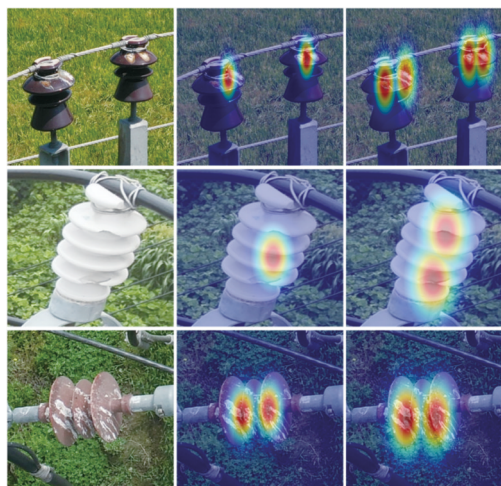


图 9 改进策略的热力图

Fig.9 Heatmap of improvement strategies

3.4 检测结果可视化

本文除对不同算法进行了量化对比外,还对检测结果进行了可视化分析,如图 10 所示。从图 10 中可以看出,相比本文方法,其他算法均有不同程度的漏检和误检。另外,当绝缘子间存在遮挡时,本文方法仍能识别被遮挡的绝缘子缺陷目标,可以看出 DIoU_NMS 不仅考虑重叠区域,而且还考虑两个检测框之间的中心点距离,从而改进了错误抑制。综合识别结果,可以看出改进的方法有助于提升绝缘子小目标缺陷的识别率,验证了改进算法的准确性和实用性。

4 结论

针对配电架空线路巡检中绝缘子缺陷因目标小、环境复杂导致的漏检和误检问题,本文对 Yolov10 目标检测算法进行了改进。通过引入正负样本混合增强策略、优化网络结构及应用错误抑制后处理技术,将平均精度均值提升至 83.2%,证明了方法的有效性和实用性。尽管如此,算法在召回率

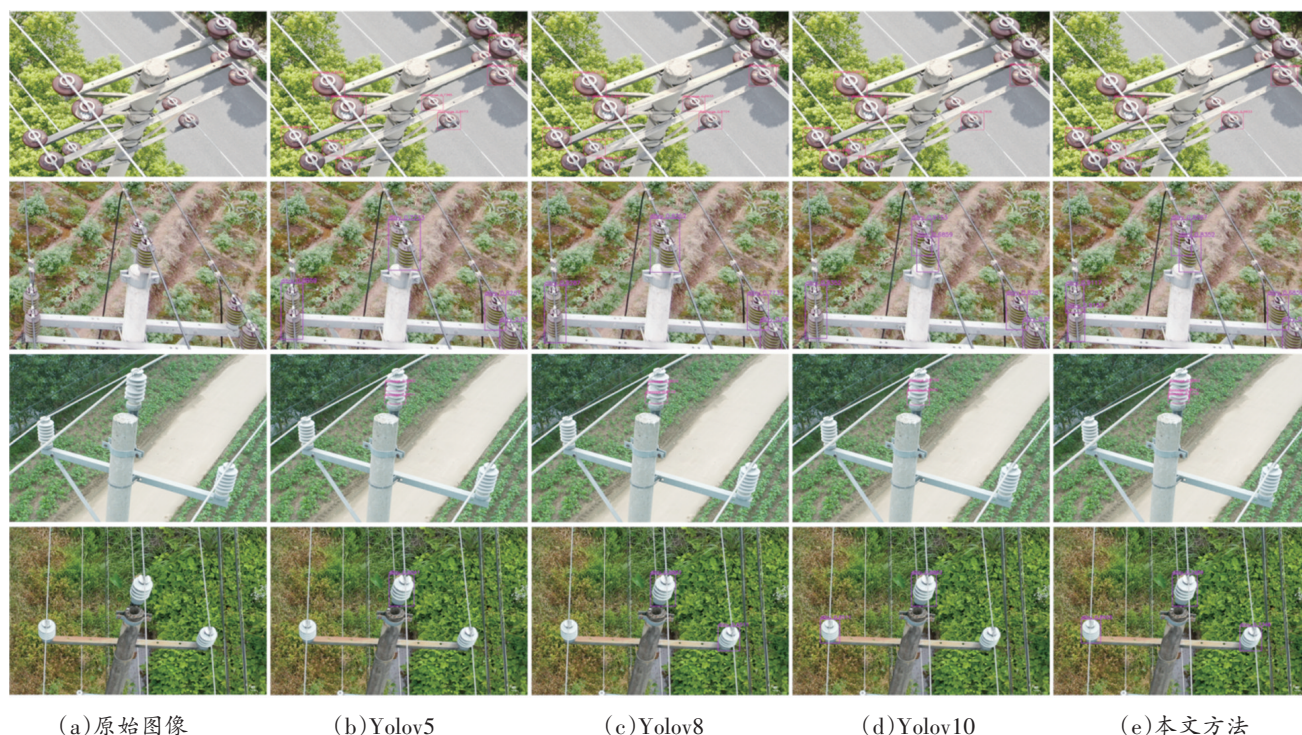


图10 不同方法缺陷检测结果

Fig.10 Defect detection results of different methods

上仍有提升空间,且巡检图像数据集中瓷质绝缘子占比较大,其他材质绝缘子样本较少。未来工作将着眼于无人机巡检资源优化调度与图像数据整合,丰富样本多样性,以提高巡检效率和缺陷识别准确性。

参考文献

- [1] 周福举,荆江平,马智刚,周鹏,李力,孙勇,韩海腾.计及源网荷储协同的有源配电网检修计划两阶段随机优化模型[J].智慧电力,2024,52(11):64-71.
ZHOU Fujun, JING Jiangping, MA Zhigang, ZHOU Peng, LI Li, SUN Yong, HAN Haiteng. Two-stage Stochastic Optimization Model for Active Distribution Network Maintenance Plan Considering Source-Network-Load-Storage Coordination[J]. Smart Power, 2024, 52(11):64-71.
- [2] LING Z N, ZHANG D X, QIU R C, et al. An accurate and real-time method of self-blast glass insulator location based on faster R-CNN and U-Net with aerial images[J]. CSEE Journal of Power and Energy Systems, 2019, 5(4): 474-482.
- [3] REN S Q, HE K M, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(6): 1137-1149.
- [4] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-Net: convolutional networks for biomedical image segmentation[C]// Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention-MICCAI 2015. Cham: Springer International Publishing, 2015: 234-241.
- [5] 李伟性,郑武略,王宁,等.基于SSD算法的输电线路绝缘子缺陷检测方法研究[J].仪器仪表用户,2019,26(8):1-4.
LI Weixing, ZHENG Wulue, WANG Ning, et al. Research on detection method of insulator defects on transmission lines based on SSD algorithm[J]. Instrumentation, 2019, 26(8): 1-4.
- [6] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, 2016: 770-778.
- [7] LIU W, ANGELOV D, ERHAN D, et al. SSD: single shot MultiBox detector[C]// Computer Vision-ECCV 2016. Cham: Springer International Publishing, 2016: 21-37.
- [8] MIAO X R, LIU X Y, CHEN J, et al. Insulator detection in aerial images for transmission line inspection using single shot multibox detector[J]. IEEE Access, 2019, 7: 9945-9956.
- [9] LIN T Y, MAIRE M, BELONGIE S, et al. Microsoft COCO: common objects in context[C]// Computer Vision-ECCV 2014. Cham: Springer International Publishing, 2014: 740-755.
- [10] 郑伟,杨晓辉,吕中宾,等.基于改进YOLOv4输电线路关键部件实时检测方法[J].科学技术与工程,2021,21(24):10393-10400.
ZHENG Wei, YANG Xiaohui, LYU Zhongbin, et al. Real-time inspection model for key components of transmission lines based

- on improved YOLOv4 [J]. Science Technology and Engineering, 2021, 21(24): 10393-10400.
- [11] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H Y M. YOLOv4: optimal speed and accuracy of object detection [EB/OL]. (2020-04-23) [2024-11-10]. <https://arxiv.org/abs/2004.10934v1>.
- [12] HOWARD A G, ZHU M L, CHEN B, et al. MobileNets: efficient convolutional neural networks for mobile vision applications [EB/OL]. (2017-04-17) [2024-11-10]. <https://arxiv.org/abs/1704.04861v1>.
- [13] YU F, KOLTUN V. Multi-scale context aggregation by dilated convolutions[J]. ArXiv e-Prints, 2015: arXiv: 1511.07122.
- [14] HAO K, CHEN G K, ZHAO L, et al. An insulator defect detection model in aerial images based on multiscale feature pyramid network [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 3522412.
- [15] DENG F M, XIE Z X, MAO W, et al. Research on edge intelligent recognition method oriented to transmission line insulator fault detection [J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2022, 139: 108054.
- [16] HOWARD A, SANDLER M, CHEN B, et al. Searching for MobileNetV3 [C]//2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). IEEE, 2019: 1314-1324.
- [17] ZHANG Z D, ZHANG B, LAN Z C, et al. FINet: an insulator dataset and detection benchmark based on synthetic fog and improved YOLOv5 [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 6006508.
- [18] HU J, SHEN L, SUN G. Squeeze-and-excitation networks [C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2018: 7132-7141.
- [19] JOCHER Glenn. YOLOv5. [EB/OL]. (2020-06-09) [2024-11-11]. <https://github.com/ultralytics/yolov5>.
- [20] 贾晓芬, 吴雪茹, 赵佰亭. 绝缘子自爆缺陷的轻量化检测网络 DE-YOLO [J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(5): 28-35.
- JIA Xiaofen, WU Xueru, ZHAO Baiting. Lightweight detection network for insulator self-detonation defect DE-YOLO [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(5): 28-35.
- [21] CHOLLET F. Xception: deep learning with depthwise separable convolutions [C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, 2017: 1800-1807.
- [22] 杨勇, 万超伦, 马建友, 等. 大模型数据扩增技术在输电线路智能监控中的应用研究 [J]. 邮电设计技术, 2024(9): 31-37.
- YANG Yong, WAN Chaolun, MA Jianyou, et al. Research on the application of data augmentation with large model in visual monitoring of transmission lines in complex scenarios [J]. Designing Techniques of Posts and Telecommunications, 2024(9): 31-37.
- [23] WANG A, CHEN H, LIU L H, et al. YOLOv10: real-time end-to-end object detection [EB/OL]. (2024-10-30) [2024-11-12]. <https://arxiv.org/abs/2405.14458v2>.
- [24] XIONG Y W, LI Z Q, CHEN Y T, et al. Efficient deformable ConvNets: rethinking dynamic and sparse operator for vision applications [C]//2024 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, 2024: 5652-5661.
- [25] TAN M X, PANG R M, LE Q V. EfficientDet: scalable and efficient object detection [C]//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, 2020: 10778-10787.

收稿日期: 2024-11-17

修回日期: 2025-02-12

作者简介:

刘合金(1986), 通信作者(sdulhj@163.com), 男, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向为配电设备运检技术;

苏国强(1989), 男, 博士, 高级工程师, 主要研究方向为配电设备运检技术;

左新斌(1981), 男, 硕士, 正高级工程师, 主要研究方向为配电网不停电技术管理;

和家慧(1997), 女, 硕士, 工程师, 主要研究方向为配电设备健康评估技术;

张鹏平(1991), 男, 硕士, 工程师, 主要研究方向为配电设备运检技术。

(责任编辑 车永强)

DOI: 10.20097/j.cnki.issn1007-9904.240264

·源网荷储协调互动·

基于电动汽车负荷预测误差优化广播电价的光伏微电网调度策略

李 萌¹, 石雨帆^{1*}, 王者龙², 江 源¹, 许 帅¹

(1. 国网山东省电力公司营销服务中心(计量中心), 山东 济南 250001; 2. 国网山东省电力公司, 山东 济南 250001)

摘要: 光伏微电网作为光伏接入大电网的有效载体备受关注, 然而伴随着技术迭代, 其内部分布式光伏电力的高效消纳问题日益凸显。电动汽车充电的可调度性能够有效解决这一问题。针对光伏微电网内电动汽车协同调度问题, 提出一种基于历史负荷预测误差优化广播电价上下限的博弈调度方法。具体而言, 我们建立了一个主从博弈框架, 其中微电网运营商作为主导方追求利润最大化, 而电动汽车用户则作为跟随方优化其充电策略, 该模型的求解结合了对偶理论和混合整数线性规划方法, 对主从博弈模型求解。求解时进一步考虑预测误差对实时购电的损失, 并基于电动汽车充电负荷的预测误差设计了动态电价形成机制。通过预测误差优化博弈可行域范围的同时, 提高光伏微电网运营商的收益, 降低电动汽车用户充电成本。最后的案例研究与仿真实验, 均证实了该方案具备良好的合理性与实用性。

关键词: 负荷预测误差; 广播电价上下限; 混合整数线性规划; 博弈调度; 电动汽车

中图分类号: TM73

文献标志码: A

文章编号: 1007-9904(2025)11-0076-12

Photovoltaic Microgrid Scheduling Strategy With Optimized Broadcast Tariffs Based on Electric Vehicle Load Forecast Error

LI Meng¹, SHI Yufan^{1*}, WANG Zhelong², JIANG Yuan¹, XU Shuai¹

(1. State Grid Shandong Electric Power Company Marketing Service Center (Metrology Center), Jinan 250001, China;

2. State Grid Shandong Electric Power Company, Jinan 250001, China)

Abstract: As an effective carrier for photovoltaic access to large power grids, photovoltaic microgrids have attracted much attention. However, with technological advancements, the challenge of efficiently integrating distributed photovoltaic power within the grid has become increasingly prominent. The scheduleability of electric vehicle charging can effectively solve this problem. In response to the problem of coordinated scheduling of electric vehicles in the photovoltaic microgrid, a game scheduling method is proposed to optimize the upper and lower limits of broadcast electricity prices based on historical load prediction errors. Specifically, we established a leader-follower game framework where the microgrid operator acts as the leader pursuing profit maximization, while electric vehicle users serve as followers optimizing their charging strategies. The solution to this model combines dual theory with mixed-integer linear programming methods. The solution further accounts for prediction errors affecting real-time electricity procurement losses and designs a dynamic pricing mechanism based on EV charging load prediction errors. This approach optimizes the feasible game domain while enhancing PV microgrid operators' revenues and reducing EV users' charging costs. Both case studies and simulation experiments validate the solution's soundness and practicality.

Keywords: load forecast error; upper and lower bounds of broadcast tariffs; mixed integer linear programming; game scheduling; electric vehicle

基金项目: 国网山东省电力公司科技项目“国网山东营销服务中心2023年分行业用电负荷智能分析与多场景预测技术研究”(520633230024)。Science and Technology Foundation of State Grid Shandong Electric Power Company “Research on Intelligent Analysis and Multi-scenario Forecasting Technology of Power Load by Industry in 2023 State Grid Shandong Electric Power Company Marketing Service Center”(520633230024)。

0 引言

在全球面临能源转型与环境保护巨大压力的当下,分布式光伏发电因其清洁低碳的特点备受关注。但光伏出力固有的间歇性与不稳定性,也给其大规模并网运行带来了挑战。通过建设分布式光伏微电网,可以有效解决这些问题,减少对大电网的依赖,同时促进可再生能源的利用,提高系统能源效率,减少弃光现象。

与此同时,电动汽车因其充放电行为具备可调度性,正逐步演变为微电网中一种关键的灵活性资源。EV 充电需求与光伏微电网的结合,不仅能提升系统的整体效益,还能够推动车网互动发展,实现对能源更高效利用。近年来,已有多项政策鼓励电网企业结合新型电力系统开展车网互动,以进一步完善需求侧管理和电力调控。

近年来,EV 优化调度策略得到了许多研究者的关注。EV 作为一种独特的“双向”资源,其合理的调度管理对于缓解电网负荷波动、节约用户用电开支具有关键意义^[1],具有重要研究意义。EV 有序充电主要有 2 种控制方法:直接充电负荷控制和充电价格激励控制^[2-3]。在充电价格激励控制方面,文献[4]基于信息间隙决策理论与动态分时电价机制提出了一种双层经济调度策略;文献[5]则对有序充放电的定价模型进行了多维度剖析;文献[6]应用主从博弈机制以协调不同市场主体间的经济关系;文献[7]基于出清价机制提出了一种合作博弈模型激励多个微电网实现经济最大化;文献[8]则是设计了基于区块链的安全交易与激励合同。在直接充电负荷控制方面,现有研究多侧重于研究 EV 削峰填谷的能力,并且取得了许多成果。文献[9]设计了一种 EV 的柔性调度方案,以充分挖掘 EV 的灵活调度潜力;文献[10]以充电站收益为核心目标,但未深入考虑用户侧利益;文献[11-12]则分别以最小化峰谷差和最大化利润为优化目标,然而,这些模型或在动态特性刻画上和用户成本满意度考量上存在欠缺。此外,为保证 EV 用户对调度策略的响应,需要考虑调度策略对 EV 用户综合效益的影响^[13-15]。文献[16]内容涵盖计及电池寿命的 V2G 成本效益。除经济成本外,部分文献考虑了 EV 用户对出行方面的满意

度。文献[17]量化了 EV 用户的经济满意度与舒适满意度;文献[18]提出了一种计及用户满意度的评价指标,该指标可以反映用户对当前充电成本的满意程度。针对目前常见的经济调度模型,用户满意度的引入提高了需求侧的响应效果,同时实现用户与电网双赢。但这些方法没有考虑运营商发布的广播电价对 EV 用户的响应。

上述研究在实施这些策略时,往往未能充分考虑用户对于需求响应措施的选择性与意愿。这导致了微电网中 EV 调度效果有限,甚至出现 EV 用户直接从大电网购电的情况。此外,传统的充电策略多侧重于单一需求响应,忽视了 EV 用户的动态特性,以及用户满意度在长期稳定参与中的关键性作用。

针对上述不足,提出了一种基于历史负荷预测误差优化广播电价上下限的博弈调度方法。与传统的分时电价和日前出清价格不同,广播电价是一种可动态调整的价格机制,更加适应实时市场的需求波动^[18-19]。通过引入 EV 充电负荷预测误差,优化了博弈模型的可行域范围,构建了动态电价机制,以进一步提高光伏微电网运营商的收益,同时降低 EV 用户的充电成本。在现有方法的基础上,不仅弥补了需求响应策略中对用户行为响应的不足,还通过优化电价机制,有效提升了光伏微电网中可再生能源的本地消纳率。

1 EV 参与的光伏微电网电力市场

1.1 光伏微电网与 EV 用户交互分析

电网不可能直接读取 EV 的海量数据并控制充电行为,因此,通过 EV 集群聚合商和微电网运营商的交互,在单个层面向 EV 发出调度命令^[20]。同时, EV 集群聚合商将根据用户的需求和偏好,完成 EV 的自动驾驶、停车和充电等功能。

EV 参与的微电网系统结构如图 1 所示。通过引入几个角色,包括微电网运营商、能源控制中心(energy control center, ECC)、EV 集群聚合商和 EV 用户,建立了电力市场框架。作为 ECC 和 EV 用户之间的中介, EV 集群聚合商拥有 EV 的实际控制权,将根据初始电池的荷电状态(state of charge, SOC)、预期 SOC 实时申报 EV 充电需求,接收 ECC 调度要求并安排 EV 的充电。微电网运营商根据用电负荷

和EV集群聚合商的反馈信息与EV用户签订充电协议,确定用户的充电价格、充电周期和用电需求,实现对EV充电负荷的有效管理。

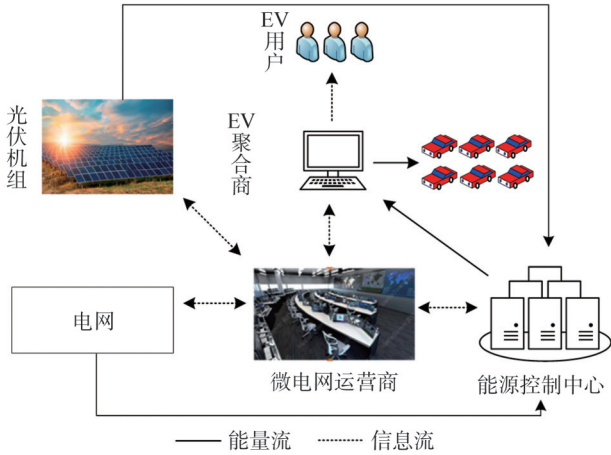


图1 EV参与的微电网系统结构

Fig.1 Structure of microgrid system with EV

该微电网系统的具体运营步骤如下:

1)微电网运营商需要在日前市场签订与电网的购电合同,并据此向EV用户发布未来24h的广播电价序列。为进一步考虑EV用户的利益,运营商设置的充电零售价格不得超过次日实时市场电价。

2)车主向聚合商提供需求电量以及可充电时段,运营商根据聚合商申报信息以及历史EV充电负荷预测、光伏出力预测制定日前市场购电合同。

3)在实时运行阶段,EV聚合商根据既定的广播电价控制所属车辆的充电过程,并统一支付电费。微电网运营商也可在实时市场购售电能,为进一步鼓励EV用户参与充电行为,考虑设置实时市场的售出电价不得超过当前时间段的广播电价^[21]。

4)运营商的核心挑战是制定最优的广播电价。由于运营商的收入取决于EV的充电行为,而后者又由聚合商根据电价优化决定,双方形成了一种策略互动。聚合商的智能化充电策略会主动寻找低价时段,这迫使运营商在定价时必须统筹考虑不同时段的价格组合,从而自然而然地形成了一种主从博弈关系。主电网在此过程中扮演批发市场组织者的角色,其获益体现在:EV充电负荷通过合同变得可预测,减轻了调度压力,使EV作为柔性负荷被高效管理,进而提升了新能源的利用率。

1.2 EV参与的光伏微电网电力市场交易模型

相对于大电网,光伏微电网作为价格接受者参与电力市场的前市场(day-ahead market, DAM)和实时均衡市场(real-time balancing market, RBM)交易^[22]。因此,光伏微电网的ECC在电力市场的交易流程遵循以下规则。首先,在第 I 天的电力市场交易结束前,ECC根据新能源发电情况和EV充电情况在DAM市场向运营商上报第 $I+1$ 天第 T 个时间段的电量交易信息。然后,在第 $I+1$ 天的RBM市场中,ECC将根据新能源发电系统的实时输出和EV实时充电情况,确定是否需要向电网购电或售电,以平衡功率偏差。根据ECC交易流程,光伏微电网运营商的运营收益目标函数可表示为如式(1)所示的数学模型,可见ECC面临的关键问题是如何在第 I 天制定第 $I+1$ 天的广播电价,以实现利润最大化。

$$\max \sum_t \sum_i c_t p_{it} - I_i v_i + \sum_t (\lambda_t^- E_t^- - \lambda_t^d E_t^d - \lambda_t^+ E_t^+), \quad (1)$$

$$t \in \{1, 2, \dots, T\}, i \in \{1, 2, \dots, N\}$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} c_t^l < c_t < c_t^u \\ \lambda_t^- \leq \lambda_t^d \leq \lambda_t^+ \end{cases} \quad (2)$$

$$p_{it} \geq 0, E_t \geq 0, 0 \leq E_t^+ \leq M\theta_t \quad (3)$$

$$0 \leq E_t^- \leq (1 - \theta_t)M \quad (4)$$

$$\sum_i p_{it} - P_t^v = E_t + E_t^+ - E_t^- \quad (5)$$

$$v_i = e^{\beta_i(1 - (p_{it}/r_i))} - 1 \quad (6)$$

式中: c_t 为 t 时段的广播电价; c_t^l 和 c_t^u 分别为广播电价的下限、上限; E_t 为日前市场 t 时段的合同电量; E_t^+ 、 E_t^- 分别为 t 时段实时市场的购、售电量; θ_t 为布尔变量,表示 t 时段运营商的能量交易状态; p_{it} 为 t 时段第 i 辆EV的充电量; λ_t^+ 、 λ_t^- 分别为 t 时段实时市场的购电电价、售电电价; λ_t^d 为 t 时段日前市场的合同电价; M 为实时市场最大交易量,设为所有EV最大充电量之和; T 为时间段个数,取值 $T=24$; N 为EV数量; P_t^v 为 t 时段光伏发电量; I_i 为第 i 辆EV用户在 T 时间周期内满意度的权重; v_i 为第 i 辆EV满意度函数^[18]; β_i 为第 i 辆EV用户优先权因子; r_i 为第 i 辆EV的理想充电量,满足 $r_i = E_i^m(S_{M,i} - S_{0,i})$,其中 E_i^m 为第 i 辆EV的电池容量, $S_{M,i}$ 为第 i 辆EV的理想荷电状态, $S_{0,i}$ 为第 i 辆EV开始充电的初始荷电状态。式(2)~式(4)为电量和电价约束;式(5)为最大化光伏利用率的电量平衡约束。

式(1)所示的光伏微电网运营收益函数包含 5 个部分:向 EV 用户售电收益、用户满意度惩罚项、实时市场售电收入、在日前市场购电成本以及在实时市场的购电成本。实时市场电价通常显著高于日前市场。在理想的最优调度中,运营商应避免从实时市场高价购电。然而,现实中存在 EV 临时离去或紧急充电等不确定性,导致负荷预测出现偏差。为应对负荷波动的不确定性,本文建立了 EV 参与的光伏微电网博弈模型,以微电网运营商最大利润为上层优化目标,以 EV 最小充电成本为下层优化目标建立光伏微电网博弈模型,其中考虑 EV 用户参与充电的满意度,将满意度惩罚项加入上层优化函数,并基于 EV 预测误差优化微电网主从博弈均衡可行域的范围,进而寻得光伏微电网主从博弈模型均衡解。

2 EV 参与的光伏微电网博弈模型

2.1 电动汽车最优充电策略

当前 EV 蓄电池放电次数的限制,大多数 EV 用户会基于电池寿命和成本考虑而不愿参与需要其进行放电操作的电力调度。因此,本文目前的研究工作中暂不考虑 EV 放电过程。其中, p_{it} 是第 i 辆 EV 在 t 时段的充电功率, A 为对应最优 EV 充电策略集合,且 $A = \{\alpha_{it}\}$ 。

在考虑成本的情况下, EV i 的最优充电策略为:

$$A = \{\alpha_{it}\} = \arg \min \sum_{i \in T} c_t p_{it} \quad (7)$$

$$\text{s.t.} \sum_t p_{it} = 0.9E_i^m - E_i^0 \quad (8)$$

$$0 \leq p_{it} \leq P_i^m, \forall t \in T \quad (9)$$

式中: E_i^m 为第 i 辆 EV 的电池容量; E_i^0 为第 i 辆 EV 的初始电量; P_i^m 为在 t 时间段第 i 辆 EV 的最大充电功率。目标函数式(7)表示旨在最小化 EV 用户响应电价信号后的总充电成本;约束式(8)确保了在整个充电周期结束时,电池电量能达到用户预期的水平;约束式(9)为 t 时间段内 EV 的充电速度约束。由式(1)和式(7)可以看出, EV 聚合商的利润取决于 EV 用户的充电策略,但是 EV 用户的充电策略不由 ECC 直接控制,而是取决于运营商发布的广播电价 c_t 。每个 EV 用户都需要根据运营商指定的广播电价 c_t 调整其充电策略 p_{it} ,使得自身充电成本最小。

运营商的问题式(1)一式(6)与 EV 问题式(7)一

式(9)构成了 Stackelberg 博弈^[23]。本文博弈模型将运营商收益式(1)作为目标函数,电量平衡、定价要求、用户满意度、EV 充电成本最小化,即式(2)一式(9)作为约束条件, ECC 处于主从博弈的领导层,根据自身利益发布广播电价; EV 用户作为电价接受者处于跟随层,二者通过电价信号进行动态博弈。为了进一步降低 EV 用户充电成本,根据日前深度学习模型预测的光伏功率、充电负荷历史误差信息,提出优化初始零售价上下限,进而提高运营商在电力市场的竞争力。

2.2 EV 参与的光伏微电网主从博弈协同调度模型

2.2.1 主从博弈交易模式

光伏微电网在电力市场的交易分为 2 部分:第 I 天日前市场和第 $I + 1$ 天实时市场。结合主从博弈基本理论与 EV 负荷预测误差的定价策略如图 2 所示。

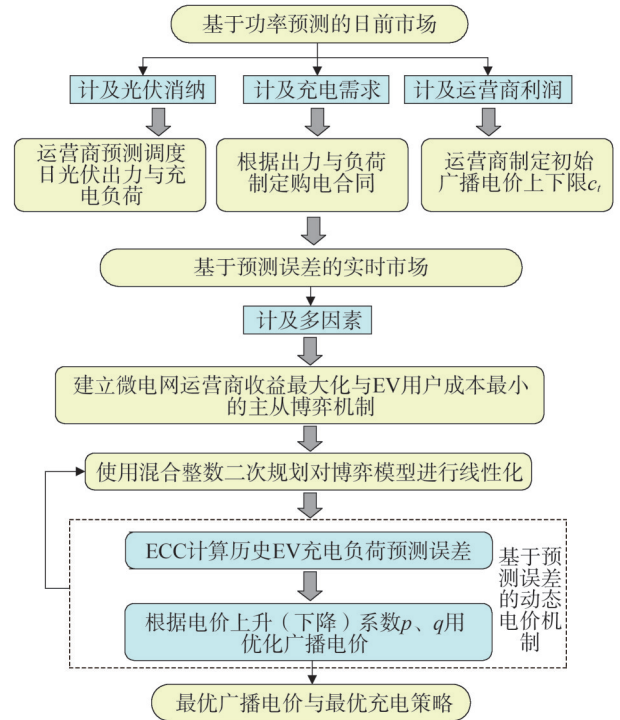


图 2 计及 EV 负荷预测误差的最优定价策略

Fig.2 Optimal pricing strategy considering the EV load forecast error

一个单领导者多跟随者的主从博弈调度模型包括以下几个阶段:

- 1) ECC 制定初始广播电价 c_i ;
- 2) EV 用户接收 c_i 后,做出相应的最优充电策略,并将其反馈给 ECC;
- 3) ECC 接收最优充电策略后,根据自身利益调整广播电价,制定最优广播电价;
- 4) 针对 ECC 的最优广播电价,每个 EV 用户重新确定最优的充电策略。
- 5) 在实时运行过程中,会出现因为 EV 充电负荷预测误差带来的实时购电损失,因此本文提出了一种计及预测误差影响的动态电价机制,通过运营商提前预测充电负荷计算历史预测误差分布,基于此分布优化各时间段的电价上下限优化博弈双方的最优策略搜索范围,进而保证运营商收益的同时降低 EV 用户充电成本,也可以更快求得全局最优解。博弈求解流程如图 3 所示。

确定主从博弈模型的均衡点是实现协同调度的核心:由于运营商的决策变量(电价)与用户的决策变量(充电策略)相互耦合,使得该博弈问题呈现出非线性和非凸的特性。卡罗需-库恩-塔克(Karush-Kuhn-Tucker, KKT)条件和对偶理论将消去 EV 聚合商下层优化问题,影响上层运营商收益的因素即为广播电价,求解最优广播电价受限于运营商发布的

初始广播电价上下限。所以,更合理的广播电价上下限可以扩大最优充电策略搜索范围,从而有望实现运营商收益与用户成本的双重优化。

2.2.2 混合整数二次规划

在主从博弈中,利用 KKT 条件,尤其是其中的互补松弛条件,将下层模型(EV 用户优化问题)的最优性条件作为约束引入上层模型,求出变量集合 C 与 P 的约束关系,其中 $C = \{c_i\}, P = \{p_{it}\}$ 。

对偶变量集合分别记为 \mathcal{N} 和 \mathcal{O} ,其中 $\mathcal{N} = \{\eta_{it}^+, \eta_{it}^-\}, \mathcal{O} = \{\mu_i\}$,则线性规划式(7)一式(9)的 KKT 条件为:

$$c_i + w \left(\frac{\beta_i^2 x - \beta_i^2}{r_i} \cdot e^{\beta_i \left(1 - \frac{p_{it}}{r_i}\right)} \right) - \mu_i - \eta_{it}^+ - \eta_{it}^- = 0, \forall i, \forall t \quad (10)$$

$$\sum_{t \in T} p_{it} = 0.9 E_i^m - E_i^0, \forall i \quad (11)$$

$$0 \leq \eta_{it}^- \perp p_{it} \geq 0, \forall t \in T, \forall i \quad (12)$$

$$0 \geq \eta_{it}^+ \perp p_{it} - P_i^m \leq 0, \forall t \in T, \forall i \quad (13)$$

式中: w, x 均为可行解; μ_i 为式(7)的对偶变量; η_{it}^+ 与 η_{it}^- 均为式(8)的对偶变量。KKT 条件中的互补松弛条件式(12)、(13)是非线性的。通过引入布尔变量和一个大常数 M ,我们构建了式(14)一式(17)的线性约束组,从而精确地实现了互补松弛条件的线性化。

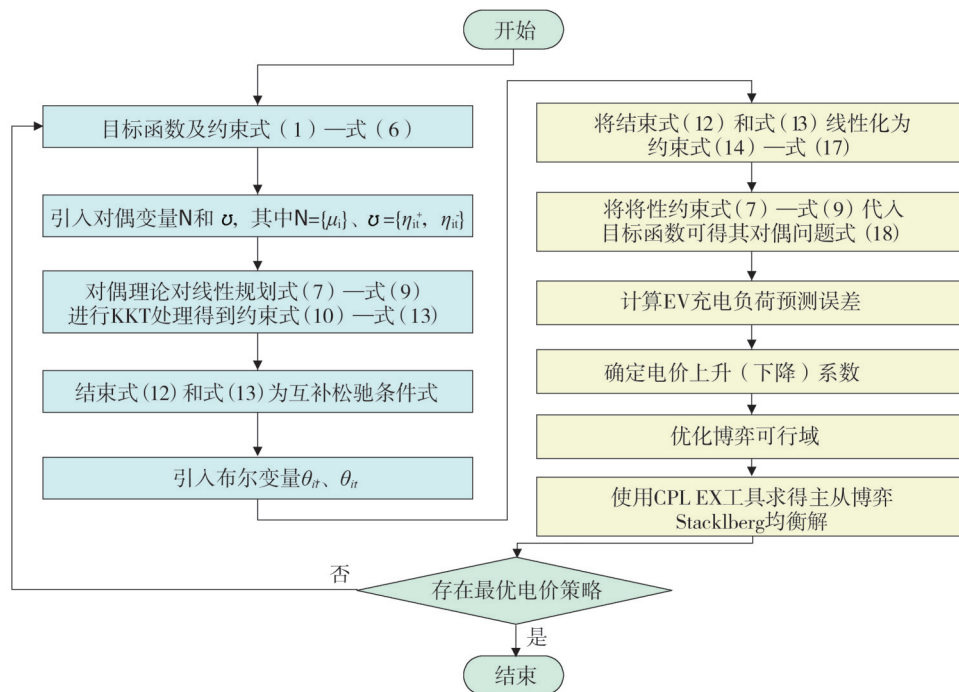


图3 博弈求解流程

Fig.3 Flow chart of game solving

$$0 \leq \eta_{ii}^- \leq G\theta_{ii}^-, \forall t \in T, \forall i \quad (14)$$

$$0 \leq p_{ii} \leq G(1 - \theta_{ii}^-), \forall t \in T, \forall i \quad (15)$$

$$0 \leq P_i^m - p_{ii} \leq G\theta_{ii}^+, \forall t \in T, \forall i \quad (16)$$

$$G(\theta_{ii}^+ - 1) \leq \eta_{ii}^+ \leq 0, \forall t \in T, \forall i \quad (17)$$

式中: G 为一个足够大的数。由约束式(14)可知,若布尔变量 $\eta_{ii}^- > 0$,则 $\theta_{ii}^- = 1$,由式(15)可知 $p_{ii} = 0$ 。反之亦然。可见线性约束式(14)一式(17)等价于非线性约束式(12)、式(13)。

同时,强对偶定理保证了在最优解处原问题与对偶问题目标值相等^[24]。线性规划式(7)一式(9)代入目标函数可得

$$\mu_i(0.9E_i^m - E_i^o) - I_i v_i +$$

$$\sum_i \sum_t \eta_{ii}^+ P_i^m + \sum_t (\lambda_i^- E_i^- - \lambda_i^d E_i - \lambda_i^+ E_i^+) \quad (18)$$

约束式(2)一式(6)、式(10)、式(11)与式(14)一式(17)构成了 Stackelberg 均衡,最终,将所有约束合并,原双层博弈问题被成功地转化为一个可求解的单层 MILP 问题。求解此博弈问题目标是在博弈可行域中找到均衡解。由式(10)、式(11)与式(14)一式(17)可知,确定最优充电策略前要确定最优广播电价,而最优广播电价依据初始广播电价上下限来求解,因此,考虑利用 EV 用户历史预测误差优化初始广播电价,实行动态电价机制,优化搜索最优广播电价的可行域,从而降低运营商购电成本。

2.2.3 预测误差影响下的动态电价机制

在博弈模型中, EV 用户的充电策略取决于运营商发布的广播电价。因此,动态调整广播电价的上下限可以有效影响用户的充电行为,以提高电网和用户的整体效益。本文提出了一种基于历史预测误差的动态电价机制,通过对 EV 充电负荷的历史数据进行分析,识别不同时间段的预测误差,优化初始广播电价的上下限范围,从而在博弈求解过程中优化策略的可行域,提高最终的调度效果。

与传统的固定分时电价或单一动态定价不同,本文所提动态电价机制通过结合预测误差的实时分析,动态调整电价上下限。例如,在预测误差较大的时段,适当提高电价下限,引导 EV 用户在其他时段进行充电,降低系统的峰值负荷压力;在预测误差较小的时段,则降低电价上限,吸引更多用户在此时段充电,从而最大化光伏出力的本地消纳。

功率预测模型输出光伏发电和 EV 充电负荷

的预测值 P_i^p 和 P_i^{EV} , 并将其发给 ECC。ECC 利用式(19)根据历史 P_i^{EV} 计算历史预测误差 e_{RMSE} , 并根据式(20)一式(22)优化初始广播电价上下限。

$$e_{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (x_p(t) - x_M(t))^2} \quad (19)$$

式中: n 为样本点的个数; $x_p(t)$ 为 t 时刻的负荷预测值; $x_M(t)$ 为 t 时刻的负荷真实值。

$$c_i^- = \begin{cases} c_i^{\text{lu}}, e_{RMSE} > 0.1 \\ c_i^{\text{ll}}, e_{RMSE} \leq 0.1 \end{cases} \quad (20)$$

$$c_i^+ = \begin{cases} c_i^{\text{umax}}, e_{RMSE} > 0.1 \\ c_i^{\text{u}}, e_{RMSE} \leq 0.1 \end{cases} \quad (21)$$

$$\begin{cases} c_i^{\text{lu}} = qc_i^{\text{l}} \\ c_i^{\text{ll}} = bc_i^{\text{l}} \\ c_i^{\text{u}} = \lambda_i^+ \end{cases} \quad (22)$$

式中: c_i^- 为 t 时刻的历史预测误差优化的广播电价下限; c_i^+ 为 t 时刻的历史预测误差优化的广播电价上限; c_i^{lu} 为 t 时刻的提高后的广播电价下限; c_i^{ll} 为 t 时刻的降低后的广播电价下限; q 为电价上升系数,在预测误差高于预测精度时提高广播电价下限,进而引导 EV 用户错峰充电,降低该时间段向实时市场购电的风险; b 为电价下降系数,在预测误差低于预测精度时降低电价下限,进而鼓励更多的 EV 用户来充电,最大程度消纳光伏出力,为提高光伏微电网的市场竞争力,提高的电价上限不能超过大电网的购电电价。

3 案例分析

将未进行广播电价上下限优化和未考虑 EV 用户满意度惩罚项的主从博弈模型与本文所提模型进行对比,通过不同模型评价结果分析预测误差优化广播电价上下限在运营商收益与 EV 用户充电成本的影响,说明所提模型与求解方法的有效性。

3.1 场景设置

用电侧的主体为新疆某地的 EV 用户,光伏微电网中光伏装机容量为 1 400 kW,运营商从实时市场的购电价格一般远高于日前市场的购电价格,算例中提供给用户的初始零售电价上限、下限分别为 $c_i^{\text{u}} = 1.4\lambda_i^{\text{d}}$ 、 $c_i^{\text{l}} = 0.6\lambda_i^{\text{d}}$,实时市场的购电价格为 $\lambda_i^+ = 1.4\lambda_i^{\text{d}}$ 、售电价格为 $\lambda_i^- = c_i^{\text{l}} = 0.6\lambda_i^{\text{d}}$ 。新疆地区日前市场合同电价如表 1 所示。

表1 日前市场合同电价

Table 1 Day-ahead market contract electricity price

| 时段 | 电价/元 | 时段 | 电价/元 |
|-------------|------|----------------|------|
| 01:00—02:00 | 0.48 | 13:00—14:00 | 0.48 |
| 02:00—03:00 | 0.48 | 14:00—15:00 | 0.28 |
| 03:00—04:00 | 0.28 | 15:00—16:00 | 0.28 |
| 04:00—05:00 | 0.28 | 16:00—17:00 | 0.48 |
| 05:00—06:00 | 0.28 | 17:00—18:00 | 0.48 |
| 06:00—07:00 | 0.28 | 18:00—19:00 | 0.48 |
| 07:00—08:00 | 0.28 | 19:00—20:00 | 0.76 |
| 08:00—09:00 | 0.28 | 20:00—21:00 | 0.76 |
| 09:00—10:00 | 0.76 | 21:00—22:00 | 0.76 |
| 10:00—11:00 | 0.76 | 22:00—23:00 | 0.76 |
| 11:00—12:00 | 0.76 | 23:00—24:00 | 0.76 |
| 12:00—13:00 | 0.48 | 24:00—次日 01:00 | 0.48 |

EV 的电池容量为 $E_i^m = 72 \text{ kW}$, EV 充电桩的最大充电功率为 $P_i^m = 5 \text{ kW}$ 。EV 参与协同调度的 EV 为 300 辆。

3.2 主从博弈分析

为验证所提模型的有效性,本研究以新疆基地的光伏微电网为案例进行仿真。该调度模型旨在平衡运营商经济收益与 EV 用户充电支出。在日前市场阶段,运营商基于该地区 1 月至 7 月的历史数据,对本地光伏出力和 EV 充电负荷进行预测。依据预测结果,运营商制定日前购电合同,并初步设定广播电价的上下限。在实时市场阶段,模型将 EV 用户满意度以惩罚项的形式引入运营商利润优化函数。为求解这一主从博弈问题,我们采用 KKT 条件将下层的用户成本最小化问题等价转化为上层模型的约束集,从而将复杂的双层博弈模型转化为一个以运营商利润为目标的单层优化问题。该问题最终被表述为一个混合整数线性规划模型。随后,基于历史预测误差对初始广播电价上下限进行优化:ECC 计算过去一个月的平均预测误差,并结合电价调整系数,动态生成更精确的最优电价上下限。最终,采用专业优化求解器 CPLEX 对该

MILP 模型进行求解,输出最优广播电价与充电策略,以引导 EV 有序充电,促进光伏就地消纳。CPLEX 作为一款集成于 MATLAB 的高效优化工具,特别擅长处理 MILP 问题,能够确保本模型求解的计算效率与精度。

3.3 初始电价上下限优化

选取集合 $L = \{142, 143, \dots, 148\}$,将这 7 天作为待预测日,进而得到 EV 充电负荷预测模型误差指标 e_{RMSE} 。图 4、图 5 分别为 ECC 通过预测模型得到的 EV 充电负荷预测曲线与光伏功率预测曲线。

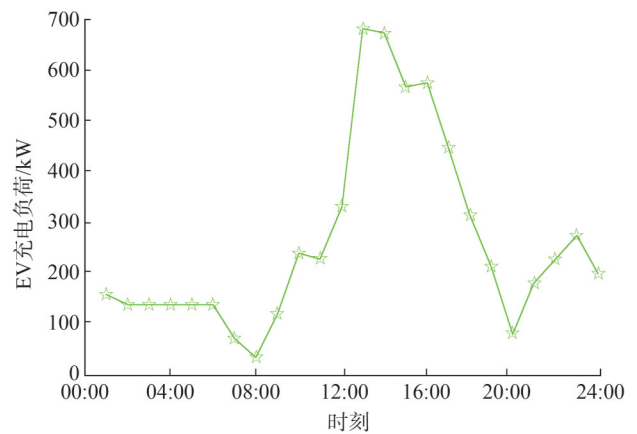


图4 EV 充电负荷预测曲线

Fig.4 EV charging load prediction curve

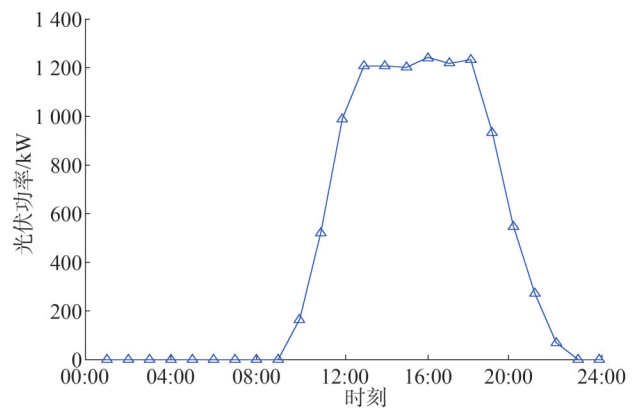


图5 光伏功率预测曲线

Fig.5 PV power prediction curve

选取集合 $L_1 = \{142, 143, \dots, 148\}$ 作为调度日,确定第 148 天为调度日后,我们通过计算此前一周的历史同期误差均值,为每个时段刻画了预测不确定性,预测误差如表 2 所示。

表2 预测误差
Table 2 Prediction errors

| 时刻 | $e_{RMSE}/\%$ | 时刻 | $e_{RMSE}/\%$ | 时刻 | $e_{RMSE}/\%$ |
|-------|---------------|-------|---------------|-------|---------------|
| 01:00 | 1.8 | 09:00 | 11.0 | 17:00 | 4.4 |
| 02:00 | 1.1 | 10:00 | 9.0 | 18:00 | 9.8 |
| 03:00 | 1.1 | 11:00 | 11.0 | 19:00 | 10.4 |
| 04:00 | 1.7 | 12:00 | 8.9 | 20:00 | 11.5 |
| 05:00 | 5.8 | 13:00 | 15.7 | 21:00 | 8.2 |
| 06:00 | 3.3 | 14:00 | 17.6 | 22:00 | 4.7 |
| 07:00 | 2.9 | 15:00 | 4.8 | 23:00 | 6.9 |
| 08:00 | 4.3 | 16:00 | 8.6 | 24:00 | 17.1 |

通过表2可优化运营商发布的初始电价 c_i , ECC 根据 P_i^{PV} 、 P_i^{EV} 利用式(19)一式(22)优化初始广播电价 c_i 。结合表1新疆地区分时电价与表2,预测误差获取最优广播电价上限、下限 c_i^- 、 c_i^+ 如表3和图6所示。同时,为了评估本文提出的预测误差优化广播电价上下限的主从博弈模型性能,我们设置了对比基准,一个采用政府公开分时电价作为固定边界的基础协同调度模型^[25-26]。

表3 两种协同调度模型初始电价边界值
Table 3 Initial tariff boundary values in two co-dispatch models

| 时刻 | 本文所提电价边界/元 | | 政府公开电价边界/元 | |
|-------|------------|---------|------------|---------|
| | c_i^+ | c_i^- | c_i^u | c_i^l |
| 01:00 | 0.74 | 0.25 | 0.67 | 0.29 |
| 02:00 | 0.6 | 0.21 | 0.67 | 0.29 |
| 03:00 | 0.35 | 0.12 | 0.39 | 0.17 |
| 04:00 | 0.35 | 0.12 | 0.39 | 0.17 |
| 05:00 | 0.35 | 0.12 | 0.39 | 0.17 |
| 06:00 | 0.35 | 0.12 | 0.39 | 0.17 |
| 07:00 | 0.35 | 0.12 | 0.39 | 0.17 |
| 08:00 | 0.35 | 0.12 | 0.39 | 0.17 |
| 09:00 | 1.14 | 0.50 | 1.06 | 0.46 |

表3 (续)

| 时刻 | 本文所提电价边界/元 | | 政府公开电价边界/元 | |
|-------|------------|---------|------------|---------|
| | c_i^+ | c_i^- | c_i^u | c_i^l |
| 10:00 | 0.95 | 0.34 | 1.06 | 0.46 |
| 11:00 | 1.14 | 0.5 | 1.06 | 0.46 |
| 12:00 | 0.74 | 0.25 | 0.67 | 0.29 |
| 13:00 | 0.89 | 0.38 | 0.67 | 0.29 |
| 14:00 | 0.52 | 0.22 | 0.39 | 0.17 |
| 15:00 | 0.43 | 0.15 | 0.39 | 0.17 |
| 16:00 | 0.74 | 0.25 | 0.67 | 0.29 |
| 17:00 | 0.74 | 0.25 | 0.67 | 0.29 |
| 18:00 | 0.74 | 0.25 | 0.67 | 0.29 |
| 19:00 | 0.95 | 0.34 | 1.06 | 0.46 |
| 20:00 | 1.14 | 0.50 | 1.06 | 0.46 |
| 21:00 | 1.14 | 0.50 | 1.06 | 0.46 |
| 22:00 | 0.95 | 0.34 | 1.06 | 0.46 |
| 23:00 | 1.14 | 0.41 | 1.06 | 0.46 |
| 24:00 | 0.89 | 0.39 | 0.67 | 0.29 |

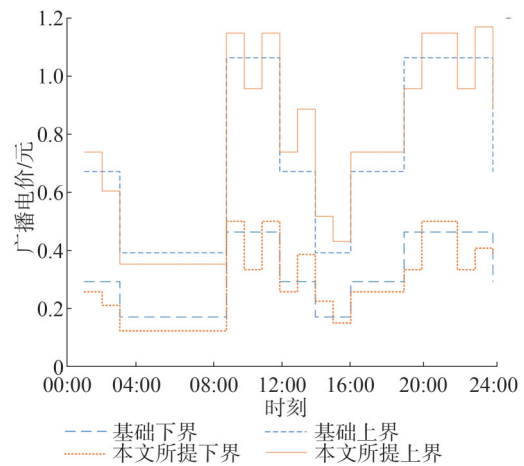


图6 两种协同调度模型初始电价边界

Fig.6 Initial tariff boundaries of two co-dispatch models

3.4 广播电价分析

经 CPLEX 求解,系统在最优均衡下的运营方案为:得到运营商的最大日收益为 2 848.2 元,最小充电成本为 4 730 元。运营商最优电价策略如表4所示。最优电价策略与基础调度模型的对比如图7—图9所示。

表4 运营商最优定价策略

Table 4 Operators' optimal pricing strategies

| 时段 | 本文所提模型最优电价/ (元/kWh) | 基础调度模型最优电价/ (元/kWh) | 日前市场购电量/ kWh | 实时市场售电量/ kWh |
|-------------------|------------------------|------------------------|-----------------|-----------------|
| 01:00—02:00 | 0.60 | 0.39 | 153.86 | 0 |
| 02:00—03:00 | 0.60 | 0.39 | 133.92 | 0 |
| 03:00—04:00 | 0.35 | 0.39 | 133.92 | 0 |
| 04:00—05:00 | 0.35 | 0.39 | 133.92 | 0 |
| 05:00—06:00 | 0.35 | 0.39 | 133.92 | 0 |
| 06:00—07:00 | 0.35 | 0.39 | 133.92 | 0 |
| 07:00—08:00 | 0.35 | 0.39 | 66.96 | 0 |
| 08:00—09:00 | 0.35 | 0.39 | 30.24 | 0 |
| 09:00—10:00 | 0.79 | 1.06 | 115.69 | 0 |
| 10:00—11:00 | 0.54 | 1.06 | 0 | 0 |
| 11:00—12:00 | 0.50 | 0.46 | 0 | 351.96 |
| 12:00—13:00 | 0.35 | 0.39 | 0 | 0 |
| 13:00—14:00 | 0.38 | 0.39 | 0 | 1 000.00 |
| 14:00—15:00 | 0.35 | 0.39 | 0 | 16.25 |
| 15:00—16:00 | 0.35 | 0.39 | 0 | 11.21 |
| 16:00—17:00 | 0.35 | 0.39 | 0 | 49.58 |
| 17:00—18:00 | 0.35 | 0.39 | 0 | 26.35 |
| 18:00—19:00 | 0.35 | 0.39 | 0 | 40.49 |
| 19:00—20:00 | 0.35 | 0.46 | 0 | 0 |
| 20:00—21:00 | 0.50 | 0.46 | 0 | 377.21 |
| 21:00—22:00 | 0.50 | 1.06 | 0 | 100.47 |
| 22:00—23:00 | 0.96 | 1.06 | 0 | 0 |
| 23:00—24:00 | 0.41 | 1.06 | 271.28 | 78.48 |
| 24:00—次日 01:00 | 0.39 | 0.39 | 195.49 | 0 |

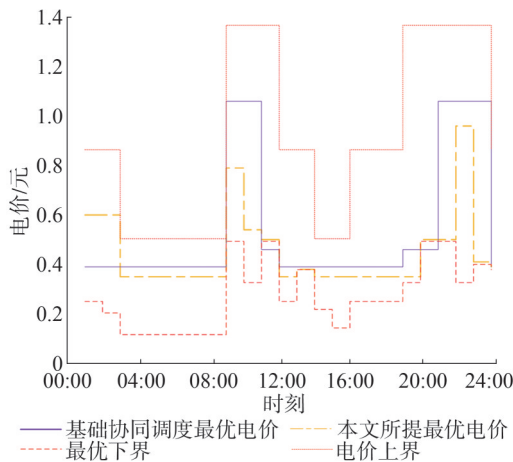


图7 两种调度模型获取的最优广播电价 c_t^*

Fig.7 Optimal broadcast tariffs c_t^* obtained from the two scheduling models

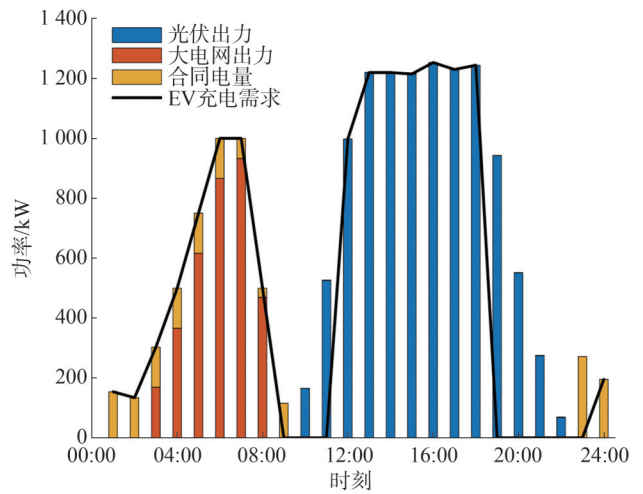


图8 基础调度模型300辆EV的充电总需求

Fig.8 Total charging demand for 300 EVs in the base dispatch model

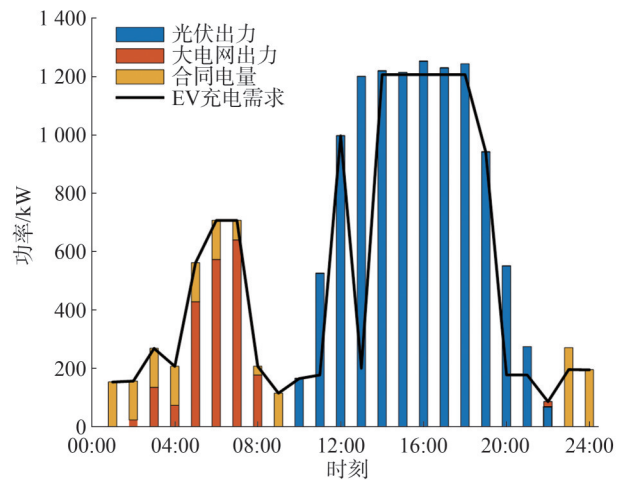


图9 本文所提调度模型300辆EV的充电总需求

Fig.9 Total charging demand of 300 EVs in the scheduling model proposed in this paper

结合图6—图9所示,对通过基于预测误差优化的光伏微电网主从博弈协同调度模型获取的最优广播电价 c_t^* 进行分析。

1)从图8与图9可以看出, EV用户的充电时间集中在凌晨与午后时段,在02:00—08:00,聚合商发布的电价要较低, EV以最大功率进行充电直至满足电池的理想荷电状态;在09:00—12:00, EV用户选择进行充电的行为较少,且因大电网用电高峰,其发布的电价也较高,故聚合商可提高广播电价,进而使EV用户减少充电行为,减少EV对大电网负荷的冲击力。18:00—22:00,由于用电高峰,运营商发布的

电价 c_t^* 接近峰值电价 c_t^i , 以减少 EV 充电需求, 从而降低运营商从实时市场高价购电的风险。

2) 在 10:00—22:00, 光伏发电明显高于 EV 充电需求, 为了提高光伏发电的本地消纳, 本文模型获取的 c_t^* 接近最优电价下限 c_t^j , 吸引更多 EV 用户在本时段进行充电, 如图 9 所示。

3) 与此同时, 表 2 体现了不同时间段 EV 台区充电负荷的误差分布, 从图 7 可以看出, 本文所提模型获取的最优电价仅有 5 个时段高于基础调度模型, 表示此时电价充分考虑预测误差对广播电价的影响, 降低了 EV 用户的充电成本, 同时有效提高光伏功率消纳能力。

3.5 光伏本地消纳能力与 EV 充电成本分析

表 5 给出了 2 种协同调度模型中光伏微电网聚合商获取的利润和 300 辆 EV 当日的充电总成本。

表 5 光伏微电网运营商利润和 EV 充电成本
Table 5 PV microgrid operator profits and EV charging costs

| 模型类型 | 利润/元 | 充电总成本/元 | 弃光率/% | EV 充电均价/元 |
|------------|---------|---------|-------|-----------|
| 本文所提协同调度模型 | 3 098.3 | 4 852.5 | 0.23 | 0.457 |
| 基础协同调度模型 | 2 727.3 | 5 064.2 | 0.25 | 0.461 |

由表 5 可知, 虽然由于场景设置中光伏装机容量和 EV 电池容量较小, 导致本文所提调度模型和基础调度模型的差值较小, 但本文所提协同调度模型中微电网运营商获取利润大于其在基础协同调度模型中获取的利润, EV 用户总成本也显著降低。这是因为本文模型通过动态电价机制, 基于历史同时刻的预测误差优化电价上下界, 使得在 EV 充电负荷预测误差高的时间段, 运营商广播电价要高于基础调度模型; 而预测误差低的时间段, 运营商广播电价略低于基础调度模型, 此时, 较低的电价激励了 EV 用户响应广播电价进行有序充电, 从而能够在增加运营商利润的同时, 促使 EV 聚合商选择预测误差低的时段进行充电行为, 有序引导 EV 充电, 降低充电成本。由图 9 可知, 本文所提调度模型降低运营商从实时市场购电的风险, 从而增加运营商的利润。

此外, EV 参与的光伏微电网协同调度除了最大

化双方利益, 提高光伏消纳能力也是重要目的之一。弃光率为日内光伏出力总量与光伏微电网日内总售电量之间的比值, 是体现光伏消纳的重要指标。本文所提调度模型弃光率低于基础调度模型, 是因为该模型在光伏出力高的时间段所发布的广播电价要低于基础调度模型, 节省了用户的充电成本, 鼓励了 EV 用户进行充电, 从而有效地消纳本地光伏出力。

3.6 有效性验证

为证明考虑需求响应与用户满意度函数的光伏微电网经济调度模型的有效性与经济性, 设计不考虑用户满意度函数、同时刻历史预测误差, 采用传统单领导多跟随者的主从博弈。采用 6 月 28 日—30 日 3 天的光伏出力与 EV 充电负荷数据。不同方案的运行结果如表 6 所示。

表 6 不同方案的运行结果
Table 6 Operation results of different programs

| 日期 | 本文所提调度方案 | | | 基础微电网经济调度方案 | | |
|-------|----------|---------|---------|-------------|---------|---------|
| | 运营商利润/元 | 充电成本/元 | 用户满意度 | 运营商利润/元 | 充电成本/元 | 用户满意度 |
| 06.28 | 3 861.7 | 4 863.0 | 0.310 5 | 3 129.8 | 5 064.5 | 0.304 8 |
| 06.29 | 3 064.3 | 4 728.8 | 0.311 3 | 2 423.0 | 5 152.6 | 0.286 6 |
| 06.30 | 3 098.3 | 4 852.5 | 0.308 5 | 2 727.3 | 5 064.2 | 0.287 3 |

由表 6 中本文所提调度方案与不考虑需求响应及本地消纳的微电网经济调度方案(基础微电网经济调度方案)对比可以发现, 考虑 EV 需求响应与光伏本地消纳经济调度方案的用户满意度均高于未优化基础经济调度方案, 运营商利润分别提高了 731.9 元、641.3 元、371.0 元, 这是因为预测误差影响下限制了电价上限, 减少一部分因预测误差造成的购电损失, 同时充电成本分别降低了 201.5 元、423.8 元、211.7 元, 这是因为本文方案引入了用户满意度惩罚项, 降低了光伏出力较强的时间段的电价, 从而使更多 EV 用户在此时间段进行充电行为。因此, 考虑需求响应以及光伏消纳的微电网经济调度方案不仅经济效益与用户成本优于未优化的微电网经济调度方案, 其用户满意度相比于未优化的微电网经济调度方案更高, 具有较好的经济性与有效性。

4 结束语

本文提出了一种基于历史负荷预测误差优化广播电价上下限的博弈调度方法。通过构建微电网运营商为领导者、EV用户集群为跟随者的主从博弈框架,将运营商作为领导者,将EV用户充电策略作为跟随者,通过混合整数线性规划求解运营商利润和EV用户最优充电策略。在日前市场,需要功率预测结果来制定购电合同;在实时市场,考虑EV用户满意度,在运营商最大利润优化函数引入充电成本惩罚项,采用混合整数线性规划技术对该模型进行高效求解。进一步地,在博弈均衡点求解过程中,博弈可行域的设定同样是能否获取最优解的关键所在,为此,我们设计了一种动态电价机制,将EV充电负荷的预测误差信息内生于博弈过程,通过将预测误差引入博弈可行域,优化博弈求解过程中广播电价寻优的上下限,从而得到更加有利于光伏消纳的最优广播电价和最优EV充电策略。通过仿真验证本文提出的基于EV充电负荷预测误差优化广播电价的光伏微电网主从博弈协同调度模型成功实现了光伏微电网运营商与EV用户之间的利益协同,在保障双方经济效益的同时,通过价格信号有力地引导了电动汽车的有序充电,最终大幅提升了可再生能源的消纳水平。

参考文献

- [1] 钱康,李东森,王佐君,徐怡悦,王张帆,武海波.考虑用户多样化需求的电动汽车集群调节能力评估研究[J].智慧电力,2024,52(11):81-88.
QIAN Kang, LI Dongsen, WANG Zuojun, XU Yiyue, WANG Zhangfan, WU Haibo. Regulation Capability Evaluation of Electric Vehicle Cluster Considering Diversification Requirements for Users [J]. Smart Power, 2024, 52(11): 81-88.
- [2] CHEN Q F, WANG F, HODGE B M, et al. Dynamic price vector formation model-based automatic demand response strategy for PV-assisted EV charging stations [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2017, 8(6): 2903-2915.
- [3] 梁云龙,罗朝旭,刘泽宇,曹鹏,刘旭阳.基于V2G技术的电动汽车充电器分层控制策略[J].智慧电力,2024,52(10):64-69,78.
LIANG Yunlong, LUO Zhaoxu, LIU Zeyu, CAO Peng, LIU Xuyang. Hierarchical Control Strategy for Electric Vehicle Charging Station Based on V2G Technology [J]. Smart Power, 2024, 52(10): 64-69, 78.
- [4] FAN S, XIAO J C, LI Z Y, et al. Characterization and trading of energy level and energy shift considering virtual power plant [J]. Journal of Modern Power Systems and Clean Energy, 2022, 10(6): 1784-1789.
- [5] LI P, ZHANG F, MA X Y, et al. Operation cost optimization method of regional integrated energy system in electricity market environment considering uncertainty [J]. Journal of Modern Power Systems and Clean Energy, 2023, 11(1): 368-380.
- [6] HUA W Q, XIAO H, PEI W, et al. Transactive energy and flexibility provision in multi-microgrids using Stackelberg game [J]. CSEE Journal of Power and Energy Systems, 2023, 9(2): 505-515.
- [7] YU S H, DU Z B, CHEN L D. Optimal regulation strategy of electric vehicle charging and discharging based on dynamic regional dispatching price [J]. Frontiers in Energy Research, 2022, 10: 873262.
- [8] CHEN X F, ZHANG X H. Secure electricity trading and incentive contract model for electric vehicle based on energy blockchain [J]. IEEE Access, 2019, 7: 178763-178778.
- [9] ALQUDAH M, PAVLOVSKI M, DOKIC T, et al. Fault detection utilizing convolution neural network on timeseries synchrophasor data from phasor measurement units [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2022, 37(5): 3434-3442.
- [10] 阎怀东,马汝祥,柳志航,等.计及需求响应的电动汽车充电站多时间尺度随机优化调度[J].电力系统保护与控制,2020,48(10):71-80.
YAN Huaidong, MA Ruxiang, LIU Zhihang, et al. Multi-time scale stochastic optimal dispatch of electric vehicle charging station considering demand response [J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(10): 71-80.
- [11] 王凌云,汪德夫,马奇伟,等.源、网、荷三方利益最优的电动汽车充放电双层优化调度[J].可再生能源,2018,36(5):713-718.
WANG Lingyun, WANG Defu, MA Qiwei, et al. Double level optimal scheduling of electric vehicle charging and discharging with the best benefit of power plant, network and load [J]. Renewable Energy Resources, 2018, 36(5): 713-718.
- [12] 李玉恒.基于博弈论的风光经济性消纳研究[D].南昌:南昌大学,2021.
- [13] TORRES-SANZ V, SANGUESA J A, MARTINEZ F J, et al. Enhancing the charging process of electric vehicles at residential homes [J]. IEEE Access, 2018, 6: 22875-22888.
- [14] WEI Z, LI Y, CAI L. Electric vehicle charging scheme for a park-and-charge system considering battery degradation costs [J]. IEEE Transactions on Intelligent Vehicles, 2018, 3(3): 361-373.
- [15] SUN Y Y, YUE H, ZHANG J F, et al. Minimization of residential energy cost considering energy storage system and EV with driving usage probabilities [J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2019, 10(4): 1752-1763.
- [16] UL HASSAN S, YOUSIF M, KHAN S N, et al. A decision-centric

- approach for techno-economic optimization and environmental assessment of standalone and grid-integrated renewable-powered electric vehicle charging stations under multiple planning horizons [J]. *Energy Conversion and Management*, 2023, 294: 117571.
- [17] 邢紫佩,王守相,梅晓辉,等.考虑电动汽车充放电全程功率变化率和用户舒适度的V2H调度策略[J]. *电力自动化设备*, 2020, 40(5): 70-77.
- XING Zipai, WANG Shouxiang, MEI Xiaohui, et al. V2H scheduling strategy considering charging and discharging power change rate of electric vehicles and users' comfort level [J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2020, 40(5): 70-77.
- [18] YU M M, HONG S H. A real-time demand-response algorithm for smart grids: a Stackelberg game approach [J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2016, 7(2): 879-888.
- [19] HAO Y, DONG L, LIANG J, et al. Power forecasting-based coordination dispatch of PV power generation and electric vehicles charging in microgrid [J]. *Renewable Energy*, 2020, 155: 1191-1210.
- [20] 张慧,李健,吴青青,等.虚拟电厂通信网络体系架构及通信方式适配方法[J]. *电力信息与通信技术*, 2022, 20(12): 47-54.
- ZHANG Hui, LI Jian, WU Qingqing, et al. Communication network architecture and communication mode adaptation method for virtual power plant [J]. *Electric Power Information and Communication Technology*, 2022, 20(12): 47-54.
- [21] 刘祺,王承民,谢宁,黄淳驿,艾芊.新型配电系统中考虑电动汽车差异化行为特性的充换电站规划方法[J]. *智慧电力*, 2024, 52(09): 18-24, 64.
- LIU Qi, WANG Chengmin, XIE Ning, HUANG Chunyi, AI Qian. Charging and Swapping Stations Planning Method Considering Differentiated Behavior Characteristics of Electric Vehicles in New Distribution System [J]. *Smart Power*, 2024, 52(09): 18-24, 64.
- [22] 孔英会,高会生,张铁峰,等.面向虚拟电厂的5G通信技术应用探讨[J]. *电力信息与通信技术*, 2020, 18(8): 80-85.
- KONG Yinghui, GAO Huisheng, ZHANG Tiefeng, et al. Discussion on application of 5G communication technology for virtual power plant [J]. *Electric Power Information and Communication Technology*, 2020, 18(8): 80-85.
- [23] 吕方超.基于博弈论的微电网能量交易方法[D].北京:华北电力大学, 2022.
- [24] 康田园,刘科研,贾东梨,等.计及分布式电源出力不确定性的虚拟电厂鲁棒优化调度[J]. *电力信息与通信技术*, 2024, 22(2): 16-24.
- KANG Tianyuan, LIU Keyan, JIA Dongli, et al. Robust optimal scheduling of virtual power plant considering output uncertainty of distributed generation [J]. *Electric Power Information and Communication Technology*, 2024, 22(2): 16-24.
- [25] 闫群民,贾宇飞,马永翔,等.基于Stackelberg主从博弈的微电网双层能量管理策略[J]. *太阳能学报*, 2024, 45(12): 650-658.
- YAN Qunmin, JIA Yufei, MA Yongxiang, et al. Two-tier energy management strategy for microgrid based on Stackelberg master-slave game [J]. *Acta Energetica Sinica*, 2024, 45(12): 650-658.
- [26] 张青苗,陈来军,马恒瑞,等.基于主从博弈的共享储能分时电价策略[J]. *智慧电力*, 2022, 50(7): 82-88.
- ZHANG Qingmiao, CHEN Laijun, MA Hengrui, et al. Time-of-use price strategy for shared energy storage based on Stackelberg game [J]. *Smart Power*, 2022, 50(7): 82-88.

收稿日期:2024-09-20

修回日期:2025-02-28

作者简介:

李 萌(1988),女,硕士,从事负荷管理方面的工作;

石雨帆(1997),通信作者(syfsyf313@126.com),女,硕士,从事负荷管理方面的工作;

王者龙(1988),男,硕士,从事电动汽车充电负荷预测、微电网调度等方面的工作;

江 源(1992),女,从事电量预测、代理购电等方面的工作;

许 帅(1990),男,从事能效服务等方面的工作。

(责任编辑 郑天茹)

DOI: 10.20097/j.cnki.issn1007-9904.240025

基于分级需求响应机制的微电网优化调度策略

张 杰*, 潘守翡, 胡丛飞, 刘 浩, 王晓璐

(国网山东省电力公司成武县供电公司, 山东 菏泽 274200)

摘要:针对电动汽车接入微电网的多层次利益主体共赢及资源统筹问题,在用户需求响应的基础上进一步对电动汽车进行调度,提出一种基于分级需求响应的微电网优化调度策略。首先,综合考虑电动汽车车主与用户之间的电能交互关系和能源交互顺序,构建微电网系统协同调度模型;其次,引入分级需求响应机制,分阶段引导用户和电动汽车车主参与需求响应,从而实现负荷侧的不同利益主体精准参与微电网调度的目的;最后,建立双层优化模型对微电网内部不同利益主体之间的定价策略和需求响应方案进行优化。仿真分析结果显示,该综合调度策略在改善微电网系统的综合收益和需求侧用能成本的同时,提高了微电网系统的新能源消纳能力。

关键词:电动汽车;微电网;分级需求响应;主从博弈;双层优化

中图分类号:TM73

文献标志码:A

文章编号:1007-9904(2025)11-0088-12

Optimization Scheduling Strategy for Microgrids Based on Hierarchical Demand Response Mechanism

ZHANG Jie*, PAN Shoufei, HU Congfei, LIU Hao, WANG Xiaolu

(State Grid Chengwu Power Supply Company, Heze 274200, China)

Abstract: In response to the multi-level stakeholder win-win and resource coordination issues of electric vehicles connected to microgrids, this paper further schedules electric vehicles based on user demand response and proposes a microgrid optimization scheduling strategy based on hierarchical demand response. Firstly, comprehensively taking into account the electricity interaction relationship and energy interaction sequence between electric vehicle owners and users, a microgrid system collaborative scheduling model is constructed. Secondly, a hierarchical demand response mechanism is introduced to guide users and electric vehicle owners to participate in demand response in stages, thereby achieving the goal of precise participation of different stakeholders on the load side in microgrid scheduling. Finally, a dual layer optimization model is established to optimize the pricing strategy and demand response plan among different stakeholders within the microgrid. Simulation analysis results show that the comprehensive scheduling strategy improved the microgrid system's overall revenue and demand side energy costs, while also enhancing the microgrid system's new energy consumption capacity.

Keywords: electric vehicles; microgrid; hierarchical demand response; stackelberg game; dual layer optimization

0 引言

近年来,不可再生能源的逐渐枯竭以及燃烧所带来的空气污染问题已经成为制约经济发展的重要瓶颈^[1],风能、太阳能等分布式能源的开发应用成为解决上述问题的有效途径^[2-3]。新能源微电网(new energy microgrid, NEMG)作为分布式能源应用的重要形式^[4],可协调分布式电源、负荷以及储能之间的功率交互关系,达到提高可再生能源利用效率的目的,但新能源出力的高随机性和不确定性成为制约

微电网发展的重要阻碍。

电动汽车作为节能、低排放潜力的移动负荷,又具备“双向储能”特性^[5],因此可作为产销者参与微电网调度之中,既能降低电动汽车的用电成本,又可平抑微电网中分布式能源的波动,为 NEMG 提供储能、调峰、调频等辅助服务^[6-7]。但电动汽车的接入也会使 NEMG 内不同利益主体的电能交互关系变得更加复杂,从而给系统运行管理带来巨大挑战。因此,研究电动汽车接入 NEMG 后的多利益主体电能交易机制,对实现微电网系统经济运行具有重要意义。

需求响应作为缓解成本优化过程中能量供需矛盾的重要方法,是一种通过变化电能价格来改变固有用电习惯的短期用电行为,从而引导电力用户实现促进分布式能源消纳的目的。文献[8]通过多代理系统将风光储纳入微电网系统,并在负荷侧实施价格型需求响应,保障了微电网系统的经济运行。但大多数文献在研究综合能源交易时,仅考虑将需求侧的经济需求作为约束条件来和微电网系统的利益捆绑在一起,忽略了NEMG和电力用户之间的利益交互关系。在电力领域中主要使用Stackelberg模型来分析需求侧的利益交互关系,Stackelberg模型存在领导者和跟随者两个角色,领导者通过制定自己的策略来影响跟随者,追随者则根据领导者的决策来选择自己的最优解。文献[9]将电动汽车纳入用户的可变负荷范围,通过构建多方利益博弈的优化调度模型,提高了新能源供应商、综合能源服务商和用户的收益。文献[10]针对电动汽车接入电网的能源交易问题,建立了以电动汽车充电费用和碳排放最少为目标的多目标优化模型,提高了电动汽车大规模接入电网后的经济性。虽然上述文献分析了需求侧与电网系统的利益交互关系,但若将电动汽车看作用户可变负荷的一部分或者只针对电动汽车进行调度而不考虑用户与电动汽车车主之间电能交易的耦合关系进行调度,这种需求响应方式不仅无法最大程度发挥电动汽车双向储能的能力,也不能充分保障电动汽车的利益。

基于以上分析,针对电动汽车大规模接入微电网的多层次利益主体的协同调度问题,提出一种基于分级需求响应的微电网系统优化调度策略。本研究的主要贡献如下:

1)提出一种分级需求响应机制,将能源用户和电动汽车车主看作需求侧不同的利益主体进行需求响应。通过分时电价和动态电价协调激励的方式,协调需求侧不同主体的需求响应顺序,实现分布式能源的梯级消纳。

2)在微电网优化调度过程中,引入双层优化模型。以NEMG系统总运行成本最小为上层模型目标,需求侧用电成本最小为下层模型目标,并说明双层优化模型的求解过程。

3)通过算例分析验证了引入分级需求响应机制

对微电网系统的供能情况和需求侧的用能情况的良好改善作用,并深入研究分级需求响应机制改善含电动汽车的微电网系统的内在原因。

1 集成分布式能源和电动汽车的微电网系统

NEMG中包含风电机组、光伏机组、用户基本用电负荷(冰箱、洗碗机、洗衣机等)以及电动汽车。含电动汽车的微电网系统结构如图1所示。

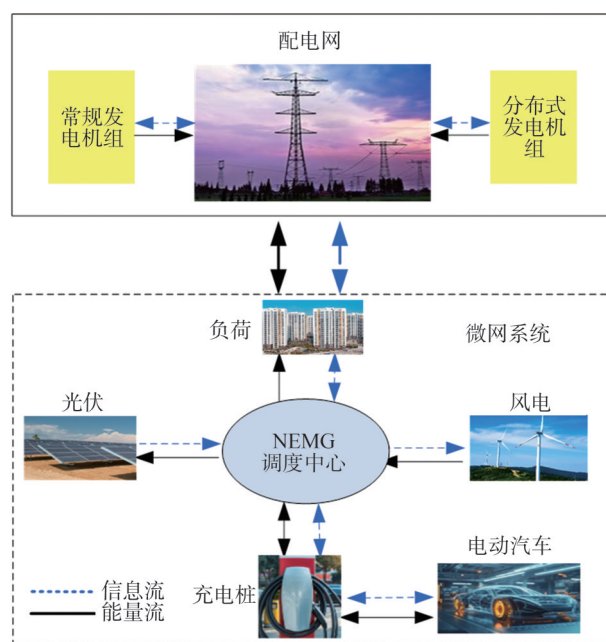


图1 微电网系统结构图

Fig.1 Structure diagram of microgrid system

在NEMG内部,智能电表作为系统的基础组件,可提供计量、双向通信和设备控制等功能。当一辆新的电动汽车连接到充电桩时,一方面接收来自充电桩的车主的需求信息;另一方面,智能电表接收控制电动汽车充/放电功率的指令,实现对电动汽车充/放电功率的精确控制,详细过程如图2所示。

1.1 风、光出力概率分布与不确定性削减

影响风电机组出力的主要因素有风场地理位置、环境等客观因素^[11],其中风速是主要因素之一,据统计风速一般服从WeiBull分布,概率密度函数^[12]为

$$f(v) = \frac{m}{g} \left(\frac{v}{g}\right)^{m-1} \exp\left[-\left(\frac{v}{g}\right)^m\right] \quad (1)$$

式中: v 为风速; m 为形状参数,一般取值为1.5~3.0;

g 为尺度参数。

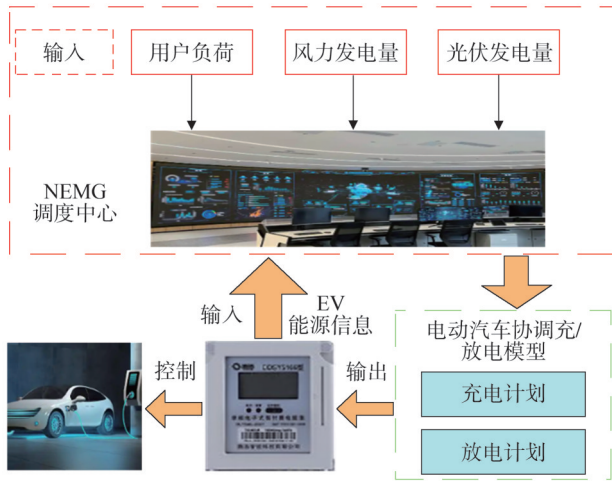


图2 电动汽车充电控制流程图

Fig.2 Flow chart of charging control for electric vehicles

风电机组出力表达式为

$$P^{WT} = \begin{cases} 0, & v \leq v_{ci} \\ k_{w1}v^3 - k_{w2}P_{WT_rated}, & v_{ci} < v \leq v_{rated} \\ P_N, & v_{rated} < v \leq v_{co} \\ 0, & v > v_{co} \end{cases} \quad (2)$$

式中： v_{ci} 为切入风速； v_{co} 为切出风速； v_{rated} 为额定风速； P_{WT_rated} 为在额定风速下风电机组的输出功率； P_N 为风电机组额定输出功率； k_{w1} 和 k_{w2} 为风机出力上升时对应的函数曲线系数， k_{w1} 和 k_{w2} 表达如式(3)和式(4)所示。

$$k_{w1} = P_N / (v_{rated}^3 - v_{ci}^3) \quad (3)$$

$$k_{w2} = v_{ci}^3 / (v_{rated}^3 - v_{ci}^3) \quad (4)$$

光照强度和温度是影响光伏发电的主要因素之一，其输出伏安特性如式(5)和式(6)所示^[13]。

$$I = I_{sc} \left\{ 1 - C_1 \left[\exp\left(\frac{U - \Delta U}{C_2 U_{oc}}\right) - 1 \right] \right\} + \Delta I \quad (5)$$

$$\begin{cases} C_1 = (1 - I_m/I_{sc}) \exp(-U_m/C_2 U_{oc}) \\ C_2 = (U_m/U_{oc} - 1) \cdot \frac{1}{\ln(1 - I_m/I_{oc})} \\ \Delta I = a\Delta T A/A_{ref} + (A/A_{ref} - 1)I_{sc} \\ \Delta U = -b\Delta T - T_s \Delta I \\ \Delta T = T - T_{ref} \\ T = T_a - K_c A \end{cases} \quad (6)$$

式中： U 和 I 分别为光伏电池输出的电压和电流； I_{sc} 为光伏电池的短路电流； I_{oc} 为光伏电池的反向饱和电流； U_{oc} 为光伏电池的开路电压； ΔU 为电压基准值； U_m 和 I_m 分别为最大功率点对应的电压和电流； A 和 A_{ref} 分别为任意太阳辐射强度及其参考值； T_s 为光伏阵列串联电阻； T 、 T_{ref} 、 T_a 分别为太阳能电池板温度、光伏电池温度参考值和环境温度； K_c 为光伏电池板温度系数； a 和 b 分别为参考日照下电流和电压变化温度系数。

由于风电和光伏出力受环境因素的影响较大，为削减风、光出力带来的不确定性风险，本文采用拉丁超立方采样法^[14]对风、光相关参数进行采样，从而生成出力场景，并利用快速前代消除技术^[15]对所生成的风、光出力场景进行削减，从而得到更加合理且高概率的风、光预测值。具体步骤如下：

1) 采用拉丁超立方采样法生成多个风、光出力场景，计算集合中每对风、光出力场景的二范数。

2) 找出所有风、光出力场景中每对场景的二范数与该场景发生概率的乘积最小值的集合 D ，并根据概率距离对集合 D 中的元素从小到大进行排序，相关数据参见参考文献[15]。

3) 削减概率距离偏差较大的场景，从而剔除发生概率很低且不合理的出力场景。

利用上述方法分别生成 1 000 个风、光出力场景，并利用快速前代消除算法削减到 5 个场景，最后得出每个场景的概率与每个对应场景相乘求和得到不确定性出力场景，并基于该场景对所提调度策略进行仿真分析。

1.2 电动汽车充电负荷特性分析

因为电动汽车具有随机和动态的特性，因此在计算电动汽车的总体负荷特性时可以通过对电动汽车出行规律的历史数据进行统计分析^[16]，用蒙特卡洛仿真方法对单辆电动汽车用电需求的均值和标准差进行求解，进而计算出多辆电动汽车的总体用电需求，以此作为仿真数据。由美国交通部对电动车辆的调查结果可知，对电动汽车充放电负荷产生影响的因素主要为车辆日行驶结束时刻、返回时刻以及日行驶里程，近似为正态分布函数^[17-18]。

电动汽车返回时刻，即用户开始参与调度的起始时刻，概率密度函数为

$$f_s(x) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_s} \exp\left[-\frac{(x+24-\mu_s)^2}{2\sigma_s^2}\right], & 0 < x \leq \mu_s - 12 \\ \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_s} \exp\left[-\frac{(x-\mu_s)^2}{2\sigma_s^2}\right], & \mu_s - 12 < x \leq 24 \end{cases} \quad (7)$$

式中:均值 $\mu_s = 17.47$;方差 $\sigma_s = 3.41$ 。

第一次出行时刻,即电动汽车用户结束参与调度的时刻,概率密度函数为

$$f_e(x) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_e} \exp\left[-\frac{(x-\mu_e)^2}{2\sigma_e^2}\right], & 0 < x \leq \mu_e + 12 \\ \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_e} \exp\left[-\frac{(x-24-\mu_e)^2}{2\sigma_e^2}\right], & \mu_e + 12 < x \leq 24 \end{cases} \quad (8)$$

式中:均值 $\mu_e = 8.92$;方差 $\sigma_e = 3.24$ 。

电动汽车日行驶里程概率密度函数为

$$f_m(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_m x} \exp\left[-\frac{(\ln x - \mu_m)^2}{2\sigma_m^2}\right] \quad (9)$$

式中:均值 $\mu_m = 2.98$;方差 $\sigma_m = 1.14$ 。

下文将基于上述电动汽车概率分布模型进行后续的仿真分析。

2 双层优化模型及其求解方法

为实现微电网系统以及需求侧的优化,引入双层优化模型^[19]。上层构建以微电网运行收益最大为目标的优化模型,根据下层模型提供的用电规划数据,对微电网与配电网的交互功率进行配置以实现系统的功率平衡;下层模型通过分级需求响应实现对用户和电动汽车的电价以及用电规划进行精准优化,并将需求侧的用电数据传递给上层,从而实现微电网的统筹调度,双层优化模型结构如图3所示。

在微电网调度中,若内部功率不能满足微电网的电能需求,则由配电网向微电网进行电力补充,反之则向微电网出售电能。

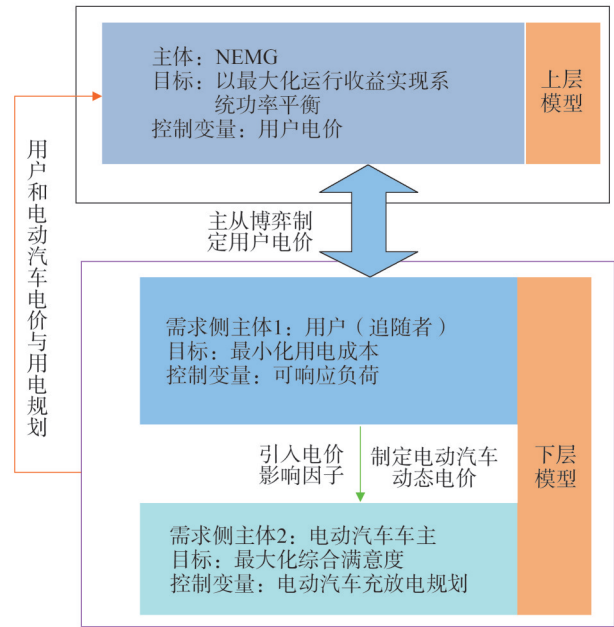


图3 双层优化模型结构图

Fig.3 Structure diagram of dual-layer optimization model

2.1 上层优化模型

2.1.1 目标函数

在微电网优化策略的执行过程中,各个利益主体必须执行微电网运营商决定。因此在计算时,可将微电网等效成一个整体,NENG的利益诉求可表示为最小化的运行成本,微电网的日运行成本如式(10)所示。

$$\min F_{MG} = F_1 + F_2 + F_3 \quad (10)$$

式中: F_{MG} 为微电网的日运行成本; F_1 为微电网与配电网之间的交易成本,具体计算如式(11)所示; F_2 为微电网的发电成本,具体计算如式(12)所示; F_3 为公共联络线运行维护成本,具体计算如式(13)所示。

$$F_1 = \sum_{t=1}^{24} (C'_d P_{mg,t}^{sell} - C_d P_{mg,t}^{buy}) \quad (11)$$

$$F_2 = \sum_{t=1}^{24} (C_{PV} P_t^{PV} + C_{WT} P_t^{WT}) \quad (12)$$

$$F_3 = \gamma_L \sum_{t=1}^{24} (P_{mg,t}^{sell} + P_{mg,t}^{buy}) \quad (13)$$

式中: $P_{mg,t}^{sell}$ 、 $P_{mg,t}^{buy}$ 分别为微电网在 t 时刻向配电网的购电和售电功率; C_d 和 C'_d 为配电网的购电和售电的价格; C_{PV} 、 C_{WT} 为光伏、风力发电成本; P_t^{PV} 、 P_t^{WT} 为 t 时刻微电网的光伏、风力发电量; γ_L 为联络线输送电能的运维成本。

2.1.2 约束条件

1)用户交易电价约束为

$$C_t^{\min} \leq C_t \leq C_t^{\max} \quad (14)$$

式中: C_t 为 t 时刻微电网与用户的交易电价; C_t^{\max} 、 C_t^{\min} 分别为 t 时刻微电网与用户交易电价的上下限。

2)电功率平衡约束为

$$P_{mg,t} = P_t^{PV} + P_t^{WT} - P_t^{Load} - P_t^{EV} \quad (15)$$

$$P_t^{Load} = P_t^{NL} + P_t^{AL} \quad (16)$$

式中: $P_{mg,t}$ 为微电网在 t 时刻与配电网的交易功率; P_t^{Load} 为用户基本负荷; P_t^{EV} 为电动汽车的充放电功率; P_t^{NL} 和 P_t^{AL} 分别为用户基本负荷中的不可响应负荷和可响应负荷。

3)配电网交互功率约束为

$$P_{line_min} \leq P_{mg,t}^{sell} \leq P_{line_max} \quad (17)$$

$$P_{line_min} \leq P_{mg,t}^{buy} \leq P_{line_max} \quad (18)$$

式中: P_{line_min} 、 P_{line_max} 分别为配电网交互功率下限和上限。

2.2 下层优化模型

考虑到电动汽车可以作为产消者实现微电网能源的梯级利用和电能反馈,基于此本文在下层模型中提出一种结合分时电价和动态电价的分级需求响应机制。分时电价所引导的需求响应可以有效引导用户经济性用电,动态电价所引导的需求响应能很好地区分风、光出力剩余时段,高效指导电动汽车在用户用电的基础上进一步进行响应,分级需求响应流程如图4所示。

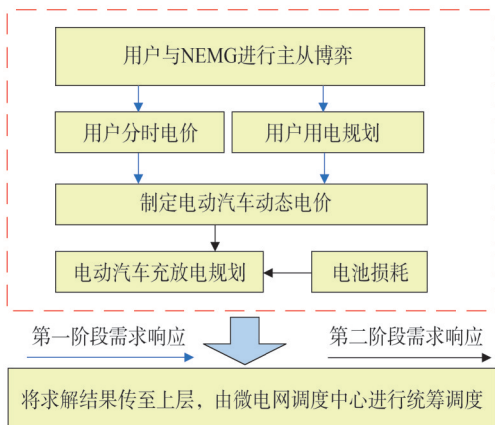


图4 分层需求响应流程图

Fig.4 Hierarchical demand response flowchart

由图4可知,分级需求响应分为2个阶段。第1

阶段,微电网与用户之间通过主从博弈制定分时电价,用户追随电价的变价来调整可变负荷的用电规划;第2阶段,微电网调度中心结合分时电价和新能源剩余比例来制定电动汽车的动态电价,电动汽车车主根据动态电价的变化参与需求响应,从而高效指导电动汽车调整充放电计划,以实现微电网负荷侧的精准分级调度。

2.2.1 目标函数

为在充分消纳可再生能源的同时,保障需求侧用户的利益,本文引用主从博弈作为分级需求响应机制的第1阶段。在主从博弈模型中,微电网运营商作为领导者,以式(19)为目标函数,即微电网运营商收益最大发布用户电价,用户为跟随者以式(20)为目标进行需求响应,制定用电规划并上传到微电网调度侧为后续电动汽车的调度奠定基础。

$$\max F = \sum_{t=1}^{24} \left(\sum_{k=1}^{N_{NL}} C_t P_{k,t}^{NL} + \sum_{i=1}^{N_{AL}} C_t x_{i,t} P_{i,t}^{AL} \right) + \left(P_t^{EV} C_t^{EV} I_t^{char} + P_t^{EV} C_t^{EV} I_t^{dis} \right) - F_{MG} \quad (19)$$

$$\min F_L = \sum_{t=1}^{24} \left(\sum_{k=1}^{N_{NL}} C_t P_{k,t}^{NL} + \sum_{i=1}^{N_{AL}} C_t x_{i,t} P_{i,t}^{AL} \right) \quad (20)$$

式中: F 为微电网的运行收益; F_L 为用户用电成本; C_t^{EV} 为 t 时刻微电网与电动汽车的交易电价; N_{NL} 为不可响应负荷总数; N_{AL} 为可响应负荷总数; $P_{k,t}^{NL}$ 为第 k 个不可响应负荷功率; $P_{i,t}^{AL}$ 为第 i 个可响应负荷功率; $x_{i,t}$ 为 t 时刻第 i 个可响应负荷参与调度的状态; I_t^{char} 、 I_t^{dis} 分别为 t 时刻电动汽车充电、放电状态变量,取1分别表示充、放电,取0表示不进行充、放电。

为充分量化用户的需求响应对电动汽车充放电规划的影响,使其能够进一步消纳新能源并实现电能反馈,因此在电动汽车电价制定过程中引入动态电价影响因子 R_t ,电动汽车电价由式(21)一式(23)求解。

$$C_t^{EV} = C_t - R_t \quad (21)$$

$$R_t = P_t^{UNP} / P_t^{Load} \quad (22)$$

$$P_t^{UNP} = P_t^{WT} + P_t^{PV} - P_t^{Load} \quad (23)$$

式中: P_t^{UNP} 为微电网不平衡功率,即发电量与用户用电规划之差; R_t 为动态电价影响因子,可反映分布式能源出力、用户负荷等信息对电动汽车电价的影响。

为综合考虑电池损耗对电动汽车车主用电规划的影响,以最大化综合满意度为目标函数来优化电

电动汽车用电策略,目标函数如式(24)所示。

$$\theta = 1 - |F_{EV} - F_{\min}| / |F_{\max} - F_{\min}| \quad (24)$$

式中: F_{\max} 、 F_{\min} 分别为电动汽车车主可承受的最大、最小费用支出; F_{EV} 为电动汽车的用车成本,计算如式(25)一式(27)所示。

$$F_{EV} = F_{ev} + F_{\text{loss}} \quad (25)$$

$$F_{ev} = \sum_{j=1}^n \sum_{t=1}^{24} (P_{j,t}^{EV} C_t^{EV} I_{j,t}^{\text{char}} - P_{j,t}^{EV} C_t^{EV} I_{j,t}^{\text{dis}}) \quad (26)$$

$$F_{\text{loss}} = \sum_{j=1}^n \sum_{t=1}^{24} \left(P_{j,t}^{EV} \left| \frac{C_{\text{change}}}{T_{\max}^{EV}} \right| \right) \quad (27)$$

式中: n 为电动汽车数量; F_{ev} 、 F_{loss} 分别为电动汽车充放电费用和电池损耗成本; C_{change} 为更换电动汽车电池成本; T_{\max}^{EV} 为电动汽车电池的最大充放电容量; $P_{j,t}^{EV}$ 为电动汽车 j 在 t 时刻的充放电功率; $I_{j,t}^{\text{char}}$ 、 $I_{j,t}^{\text{dis}}$ 分别为电动汽车 j 在 t 时刻的充电、放电状态变量。

2.2.2 约束条件

1)电动汽车交易电价约束为

$$0.75C_t \leq C_t^{EV} \leq 1.35C_t \quad (28)$$

2)电动汽车充放电功率约束为

$$-P_{\max}^{EV} \leq P_t^{EV} \leq P_{\max}^{EV} \quad (29)$$

式中: P_{\max}^{EV} 为电动汽车充放电功率的上限。

3)电动汽车充放电状态变量约束为

$$0 \leq I_t^{\text{dis}} + I_t^{\text{char}} \leq 1 \quad (30)$$

4)电动汽车荷电状态 S_t 约束为:

$$S_{\min} \leq S_t \leq S_{\max} \quad (31)$$

$$S_{t+1}E = S_tE + P_t^{EV} I_t^{\text{char}} \eta_{\text{char}} + \frac{P_t^{EV} I_t^{\text{dis}}}{\eta_{\text{dis}}} \quad (32)$$

式中: S_{\max} 、 S_{\min} 为电动汽车荷电状态的上限、下限; E 为电动汽车电池的额定容量; η_{char} 、 η_{dis} 分别为电动汽车充放电效率。

2.3 模型求解流程

在模型求解过程中可以分为两个过程,两步之间相互迭代,步骤1:NEMG根据主从博弈机制制定用户电价以及用户的用电规划随后得到需求侧用电规划;步骤2:根据上层模型所得主从博弈均衡解,按照本文所提分级需求响应机制,对电动汽车的动态电价进行制定,并得到电动汽车的充放电规划。综上,所提出的NENG系统分级需求响应调度策略算法流程如图5所示。具体求解流程如下:

1)根据风电机组和光伏机组实地出力数据,采用第1.1节中所提的场景生成法和削减方法得到风、光出力场景。

2)初始化相关参数,例如微电网运营商、用户以及电动汽车的参数;设定遗传算法的相关参数,种群个数 z 为60,迭代次数 e 为150,种群变异率为5%,交叉概率为85%,收敛误差 $\varepsilon = 0.01$ 。

3)利用遗传算法生成 r 组微电网运营商的售电价,并将电价下发至用户。

4) $e=e+1$ 。

5)用户接收电价,利用CPLEX求解器求解电负荷分布,计算当前用户用电成本 F_L^e ,并将用电规划返回至微电网运营商。

6)微电网运营商通过式(21)一式(23)调整电动汽车动态电价并以式综合满意度最大为目标函数,利用CPLEX求解器获得电动汽车在不同时段的用电规划。

7)将分级需求响应所得结果传递至微电网运营商,并计算计算NEMG的功率不平衡量。

8)微电网调度中心根据微电网的功率不平衡量求解微电网与配电网之间的电能交易量,保留当前微电网运行成本。

10)以等式(19)为适应度函数,利用遗传算法生成新的电价,重复步骤4)一9)计算微电网的利润 F ,并根据等式(20)计算用户的成本 F_L 。

11)若 $F^e > F^{e+1}$ 则 $F^{e+1} = F^e$;否则, $F^{e+1} = F^{e+1}$ 。

12)若 $|F_L^{e+1} - F_L^e| < e$ 且 $|F^{e+1} - F^e| < \varepsilon$,则输出最优调度策略和相关参数;否则,返回步骤4)。

13)满足迭代计算条件后,输出主从博弈均衡解。

3 仿真分析

仿真计算采用MATLAB R2018b软件结合CPLEX求解器进行求解,计算机配置为Intel Core i7处理器,主频1.8 GHz,内存16 GB。

3.1 仿真系统

仿真所用的微电网系统接入120辆电动汽车,根据电动汽车的连接电网时间、脱离电网时间、期望荷电状况等信息^[20],采用蒙特卡罗法可得电动汽车负荷信息。微电网和电动汽车相关运行参数如表1

和表2所示;NEMG系统的风、光出力场景以及基本负荷预测曲线如图6所示。

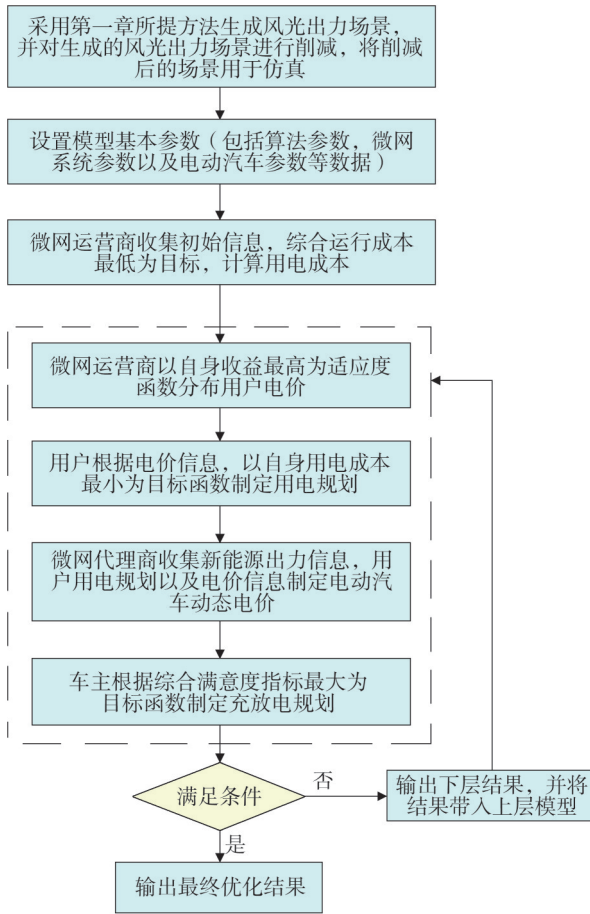


图5 算法求解流程图

Fig.5 Algorithm solving flowchart

表1 系统仿真参数

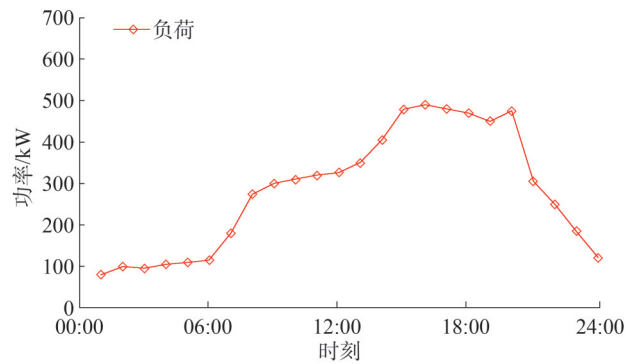
Table 1 System simulation parameters

| 参数 | 数值 | 参数 | 数值 |
|---------------------------------|-------|---------------------------------|---------|
| $C_{WT}/(\text{元}/\text{kW})$ | 0.385 | $C_{PV}/(\text{元}/\text{kW})$ | 0.43 |
| $\gamma_L/(\text{元}/\text{kW})$ | 0.21 | $v_{rated}/(\text{m}/\text{s})$ | 12 |
| E/kWh | 35 | $v_{cl}/(\text{m}/\text{s})$ | 3 |
| $v_{cd}/(\text{m}/\text{s})$ | 25 | $C_{change}/\text{元}$ | 20 000 |
| η_{char} | 0.95 | η_{dis} | 0.93 |
| P_{max}^{EV}/kW | 7 | T_{max}^{EV}/kWh | 100 000 |
| S_{min} | 0.1 | S_{max} | 1 |

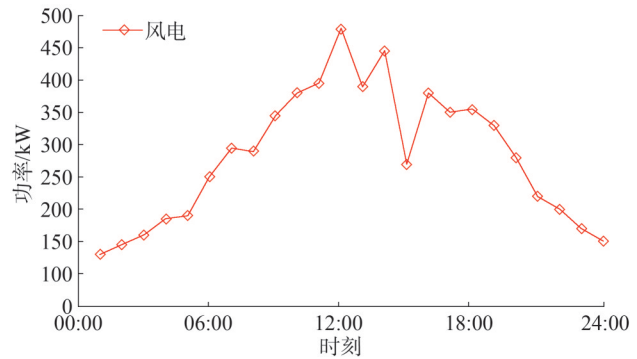
表2 不同时刻电价约束

Table 2 Electricity price constraints at different times

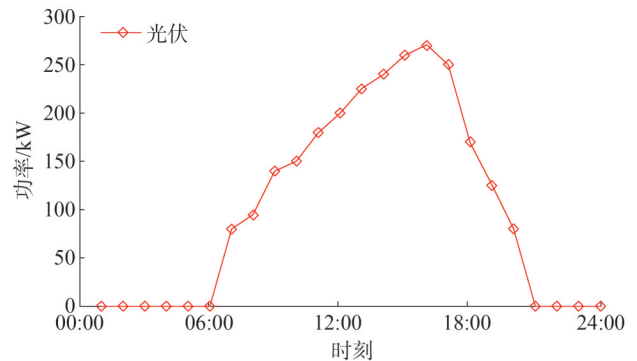
| 时段 | 用户电价上下限/(元/kW) | 配电网电价 / (元/kW) |
|-------------|----------------|----------------|
| 00:00—08:00 | 1.0~1.2 | 1.1 |
| 08:00—12:00 | 0.8~1.2 | 1.5 |
| 12:00—21:00 | 1.2~2.0 | 2.4 |
| 21:00—24:00 | 0.8~1.2 | 1.5 |



(a)NEMG的日负荷预测曲线



(b)NEMG的风电预测曲线



(c)NEMG的光伏预测曲线

图6 NEMG的日负荷、风电、光伏预测曲线

Fig.6 NEMG's daily load, wind power, and photovoltaic prediction curves

3.2 风光出力不确定性处理

为分析风光出力不确定性对系统的影响,本文在 5 个场景基础上增加场景 6 和场景 7。场景 6 为本文所采用的仿真数据,即将 5 个典型风电、光伏出力数据并乘上相应概率。场景 7 为原始数据,即不考虑风光出力不确定性,风光联合出力场景概率如表 3 所示,不同场景仿真结果如表 4 所示。

表 3 风光联合出力场景概率分布

Table 3 Probability distribution of combined wind and solar power output scenarios 单位:%

| 场景 | 概率 |
|----|-------|
| 1 | 17.99 |
| 2 | 20.73 |
| 3 | 24.22 |
| 4 | 18.51 |
| 5 | 18.54 |

表 4 不同场景仿真结果

Table 4 Simulation results in different scenarios

| 场景 | 微电网收益/元 | 运行成本/元 | 弃风弃光率/% |
|----|-----------|----------|---------|
| 1 | 15 817.21 | 7 869.56 | 12.37 |
| 2 | 15 489.76 | 7 743.85 | 11.56 |
| 3 | 15 319.62 | 7 604.81 | 11.04 |
| 4 | 15 683.97 | 7 840.45 | 13.46 |
| 5 | 15 712.35 | 7 856.18 | 12.27 |
| 6 | 15 110.45 | 7 554.26 | 10.56 |
| 7 | 15 799.44 | 7 899.72 | 14.71 |

对比不同场景下微电网的收益可知,风光场景出力的不确定性对微电网运行商的收益和成本具有一定影响。当不考虑系统的预测误差时,对比场景 7 和场景 6 可知,弃风弃光率以及微电网的运行收益差别较大,其中弃风弃光率增加了 3.35%。当考虑误差时,场景 3 与场景 6 的各项仿真结果接近,而场景 1 则与场景 6 略有偏差,是因为场景 1 发生概率较场景 3 小得多,在某些极端场景下预测误差对系统产生的影响较大。

综上,本文考虑预测误差后各主体收益略有增加,弃风和弃光现象得到有效改善。

3.3 仿真系统分析

为验证本文所提优化调度方案的可行性,本文设置 3 种方案作为对比。

方案 1:在 NEMG 系统中,采用本文所述的分级需求响应策略,即考虑需求侧不同主体的需求响应行为。

方案 2:在 NEMG 系统中,将用户基本负荷和电动汽车看作需求侧的同一主体进行需求响应,即在需求侧不采用本文所提分级需求响应策略。

方案 3:在 NEMG 系统中,不考虑需求侧的需求响应行为,微电网向负荷的售电价格为方案 1 中的电价。

针对上述 3 种方案进行优化求解,求出微电网的运行收益以及用户和电动汽车车主的用电成本,结果如表 5 所示。

表 5 仿真结果

Table 5 Simulation results 单位:元

| 方案 | 运行收益 | 用户用电成本 | 电动汽车用电成本 |
|----|-----------|-----------|----------|
| 1 | 15 110.45 | 9 284.76 | 421.28 |
| 2 | 13 569.23 | 11 356.27 | 913.51 |
| 3 | 10 676.92 | 11 832.17 | 1 221.36 |

方案 1 相较于方案 2 来说,引入了分级需求响应机制。可以看出,引入该策略后,微电网需求侧的总用电成本降低 20.89%,微电网系统的日运行收益也相应提高 1 541.22 元。这归因于,方案 1 中的分级需求响应策略将用户和电动汽车看作需求侧的不同主体进行协同调度,从而在需求侧产生了一种考虑能源交易先后顺序的需求响应。这种具有耦合关系的需求响应行为能够充分激励电动汽车车主根据微电网系统的余缺电状态适时参与调度,因此可以在提高不同主体经济性的同时,进一步增加分布式能源消纳量。对于 NEMG 来说,由于分级需求响应策略的实施,使得微电网系统内部分布式能源利用率得到提升,从而增加微电网向配电网的售电量,减小了向配电网的购电量,因而增加系统整体的经济性。因此,可认为分级需求响应策略优于将电动汽车和用户看作同一主体的需求响应策略。

方案 1 相较于方案 3 来说加入了需求响应策

略,微电网运营商的收益增加 4 433.53 元,用户和电动汽车的用电成本分别降低 21.53% 和 65.50%,说明引入需求响应之后,可以起到降低用户成本,增加微电网售电收益的作用,从而实现用电侧和供电侧的双赢,也证明了本文所提分级需求响应机制对负荷侧用能成本具有改善作用。因此,可以认为分级需求响应机制对引导电动汽车参与微电网调度,具有一定的有效性和合理性。

由仿真结果分析可知,本文所提分级需求响应策略提高了微电网系统内不同主体的利益。下面将进一步分析本文所提调度策略对含电动汽车的微电网系统产生的影响,从而阐述本文所提调度策略的优越性。

3.4 综合调度策略对用户和电动汽车的影响分析

针对用户的需求响应进行分析时,用户与微电网之间经过主从博弈,得到 Stackelberg 均衡解后,领导者和追随者均不能以违约的形式来改变电价或者用电规划,主从博弈前后用户电负荷对比结果如图 7 所示。

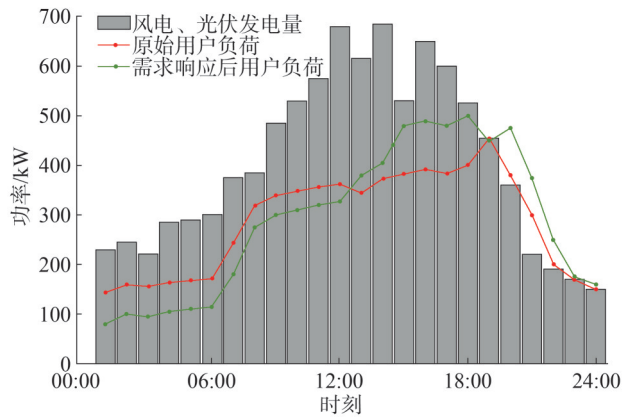


图7 主从博弈前后用户电负荷对比图

Fig.7 Comparison chart of user electricity load before and after the stackelberg game

如图 7 所示,参与需求响应后的用户选择在 00:00—7:00 时段内增加用电量,而在 18:00—24:00 时段减少用电量,使得用户电负荷更贴近新能源发电曲线,并且降低了用户负荷峰谷差。这归因于主从博弈能根据不同时刻发电情况的差异产生不同的电价,用户追随电价的变化进行需求响应。这种用电规划的变化为用户减少了用能成本,同时也使 NEMG 的供能压力得到了缓解,实现了用户与微电网的双赢。根据主从博弈结果以及新能源发电数

据,通过式(21)一式(24)可得到电动汽车电价以及电动汽车各时段的用电规划,如图 8 所示。

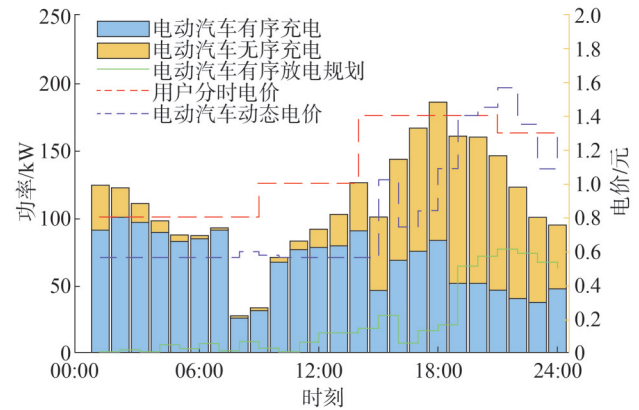


图8 NEMG 向电动汽车售电价格

Fig.8 Selling price of electricity from NEMG to electric vehicles

由图 8 可知,当电动汽车车主未参与需求响应时,电动汽车多数集中在 17:00—22:00 时段充电,此时风、光发电量不能满足电动汽车充电需求,微电网则需要向配电网进行购电,从而增加系统的运行成本;当电动汽车车主参与需求响应时,由于受动态电价激励,在微电网有剩余电量时,此时的电动汽车动态电价较低,电动汽车车主将 17:00—22:00 的充电负荷转移至低电价时段,缓解了微电网在高峰时段的用电压力。同样,电动汽车还可以在高电价期间通过售电获得一定利润。为验证动态电价可激励电动汽车车主进一步参与调度,电动汽车参与调度前后微电网功率不平衡量如图 9 所示。

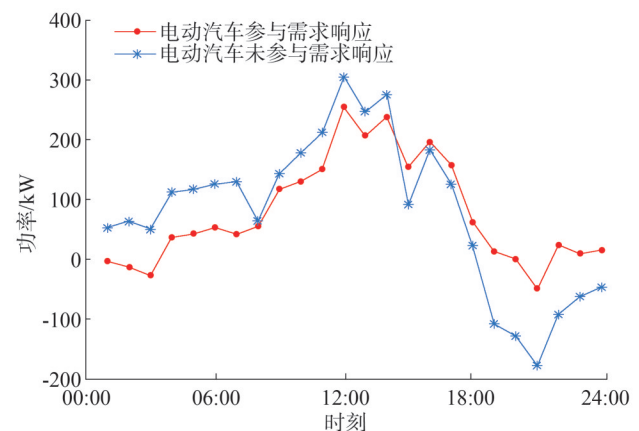


图9 电动汽车参与调度前后微电网功率不平衡量

Fig.9 Power imbalance of microgrid before and after the electric vehicle participation in scheduling

由图 9 可以看出,当电动汽车车主参与需求响应时,NEMG 的功率不平衡量曲线波动程度更小且和更为平滑。这说明,通过分级需求响应所制定的电动汽车动态电价能够在用户需求响应的基础上准确地反映 NEMG 内部剩余功率的变化情况,可以有效指导电动汽车车主在满足自身用电需求的同时,积极参与微电网的调度,证明了该定价策略在促进电动汽车参与调度的有效性。采用分级需求响应机制前后的配电网购售电量如图 10 所示。

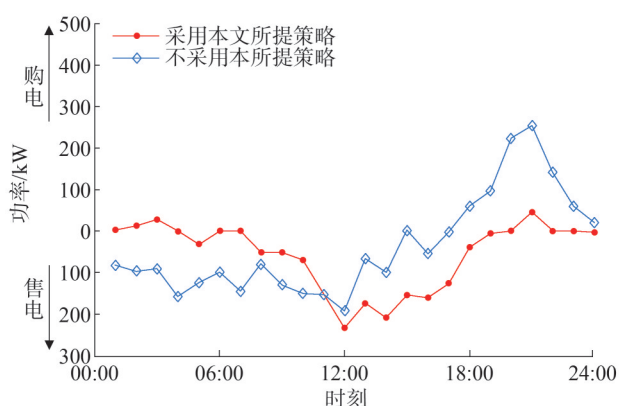


图 10 分级需求响应策略采用前后微电网向配电网的购售电量

Fig.10 Purchase and sale of electricity from microgrid to distribution network before and after implementing hierarchical demand response strategy

图 10 中虚线和实线分别代表采用分级需求策略前后,微电网系统向配电网的购/售电量。可以看出,当分级需求响应机制引入后,系统向配电网的购/售电量有所减少,更多的电能由微电网内部负荷进行消纳。这与分级需求响应机制能够分级引导用户和电动汽车车主参与调度,促进分布式能源消纳的结论相符合,验证了分级需求响应机制的有效性。

3.5 综合调度策略对用户和电动汽车的影响分析不同策略对比

为验证所提策略针对多利益主体优化调度方面的优越性,本小节将与另外 3 种调度策略进行对比分析。

策略 1 为本文所采取调度方法。

策略 2 将用户和电动汽车视为负荷侧整体,以峰谷均方差和用电成本最小为目标进行需求响应。

策略 3 的用户信息作为已知量,在用户电价的基础上制定电动汽车电价,以电动汽车用电成本以及与配电网电能交易最少为目标进行调度。

策略 4 不考虑用户对电动汽车的影响,以电动汽车出行满意度最大以及用电成本最小为目标函数对电动汽车进行调度。

针对上述 4 种策略进行优化求解,仿真结果如表 6 所示。

表 6 不同方法仿真结果

Table 6 Simulation results for different methods

| 策略 | 负荷侧用电成本/元 | 系统运行成本/元 | 弃风弃光率/% |
|----|-----------|-----------|---------|
| 1 | 9 706.04 | 7 554.26 | 10.56 |
| 2 | 10 566.59 | 8 721.82 | 11.73 |
| 3 | 10 374.33 | 9 571.29 | 12.94 |
| 4 | 11 172.68 | 10 635.51 | 13.31 |

由表 6 可知,策略 2 的负荷侧用电成本以及系统运行成本较策略 1 来说,分别增大 8.87% 和 15.45%,弃风弃光率增大 1.17%。这是因为,策略 2 将电动汽车融入用户负荷进行统一调度,忽略电动汽车大量接入时的主观能动性,无法使电动汽车充分参与到 V2G 的过程中,从而导致经济性和分布式能源的利用率较差。

策略 3 和策略 4 较策略 1 来说,其负荷侧用电成本分别增加了 668.29 元以及 1 466.64 元,微电网运行成本也有所增大。这两种策略忽略了用户和电动汽车在参与需求响应时的耦合关系,从而导致这种结果的产生。对比策略 3 与策略 4 可知,当策略 3 根据负荷的波动来调整电动汽车电价时,其需求响应方案将更为精准,因此优化结果要优于策略 4,这也从侧面验证了本文所提策略的优越性。

4 结论

针对含电动汽车的微电网系统多层次利益主体共赢及资源统筹问题,提出基于分级需求响应机制的微电网优化调度策略,证明了所提策略可实现多主体协同经济运行,结论如下:

1) 为削减风光出力的不确定性,采用拉丁超立方采样法对风、光场景进行生成,并利用快速前代消

除技术对生成场景进行削减,从而更好地刻画典型的风光联合出力场景。

2)在需求侧引入分级需求响应策略后,用户电负荷明显放缓,电动汽车的充放电更加合理,这种协同叠加的需求响应,使得负荷侧的用电成本降低了25.64%,也使微电网的运行收益也得到了有效提升。

3)经上述仿真分析,所提综合调度策略在电动汽车接入的微电网系统中实现了不同利益主体的协同调度,使得不同时刻的能量流动更加灵活,强化了微电网系统的电能支撑,证明了所提策略的有效性。

所提策略有利于分析电动汽车大规模接入微电网下各主体之间的利益交互关系。但由于NENG的风电机组和光伏机组出力的占比较高,因此较为依赖更为先进的光伏出力预测技术来削弱出力不确定所带来的不利影响。此外,所采用的仿真数据来源于风光场景生成和削减,缺乏实际微电网运行数据的补充验证,后续工作中,将针对以上两点进行研究分析。

参考文献

- [1] 陶奕嘉,杨秀,张美霞,刘志鹏,张盛晰.基于MPC的直流微电网混合储能改进下垂控制策略研究[J].智慧电力,2024,52(11):89-97.
TAO Yijia, YANG Xiu, ZHANG Meixia, LIU Zhipeng, ZHANG Shengxi. Improved Droop Control Strategy for Hybrid Energy Storage in DC Microgrid Based on MPC[J]. Smart Power, 2024, 52(11):89-97.
- [2] 恩格贝,张岩.碳达峰碳中和背景下中国西部用电需求预测研究[J].山东电力技术,2024,51(8):36-48.
EN Gebei, ZHANG Yan. Research on electricity demand prediction in western China under the background of carbon peaking and carbon neutrality [J]. Shandong Electric Power, 2024, 51(8):36-48.
- [3] 吴盛军,李群,刘建坤,等.基于储能电站服务的冷热电多微电网系统双层优化配置[J].电网技术,2021,45(10):3822-3832.
WU Shengjun, LI Qun, LIU Jiankun, et al. Bi-level optimal configuration for combined cooling heating and power multi-microgrids based on energy storage station service [J]. Power System Technology, 2021, 45(10):3822-3832.
- [4] 骆钊,刘德文,沈鑫,等.综合能源系统优化运行技术研究综述[J].电力建设,2022,43(12):3-14.
LUO Zhao, LIU Dewen, SHEN Xin, et al. Review of research on optimal operation technology of integrated energy system [J]. Electric Power Construction, 2022, 43(12):3-14.
- [5] 付卓铭,胡俊杰,马文帅,等.规模化电动汽车参与电力系统二次调频研究综述[J].电力建设,2023,44(2):1-14.
FU Zhuoming, HU Junjie, MA Wenshuai, et al. Review of research on participation of numerous electric vehicles in power system secondary frequency - regulation service [J]. Electric Power Construction, 2023, 44(2):1-14.
- [6] 陈文颖,刘蓓迪.基于粒子群算法的电动汽车有序充放电优化[J].山东电力技术,2023,50(1):52-58.
CHEN Wenying, LIU Beidi. Sequential charging and discharging optimization of electric vehicles based on particle swarm optimization [J]. Shandong Electric Power, 2023, 50(1):52-58.
- [7] 吕振邦.电动汽车参与日前风电消纳的优化调度技术分析[J].山东电力技术,2021,48(5):8-15.
LYU Zhenbang. Analysis of optimal dispatching technology for electric vehicles participating in day-ahead wind power consumption [J]. Shandong Electric Power, 2021, 48(5):8-15.
- [8] 曹戈,郭泽宇,贾嵘,等.基于Gossip算法的柔性互联自治微电网分布式协调控制策略[J].高压技术,2025,51(2):840-851.
CAO Ge, GUO Zeyu, JIA Rong, et al. Distributed coordinated control strategy for flexible interconnected autonomous microgrid cluster based on gossip algorithm [J]. High Voltage Engineering, 2025, 51(2):840-851.
- [9] 李鹏,吴迪凡,李雨薇,等.基于综合需求响应和主从博弈的多微网综合能源系统优化调度策略[J].中国电机工程学报,2021,41(4):1307-1321.
LI Peng, WU Difan, LI Yuwei, et al. Optimal dispatch of multi-microgrids integrated energy system based on integrated demand response and stackelberg game [J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(4):1307-1321.
- [10] 张雯,李凯,王男,等.电动汽车接入电网多目标交易研究[J].山东电力技术,2017,44(9):6-13.
ZHANG Wen, LI Kai, WANG Nan, et al. Multi-objective optimization transaction research of the grid under the electric vehicles access abstract [J]. Shandong Electric Power, 2017, 44(9):6-13.
- [11] 江建,张树森,徐峰亮.考虑电动汽车集群响应的分布式资源协同调度策略研究[J].山东电力技术,2024,51(6):1-11.
JIANG Jian, ZHANG Shusen, XU Fengliang. Research on the collaborative dispatch strategy of distributed resources considering the response of electric vehicle cluster [J]. Shandong Electric Power, 2024, 51(6):1-11.
- [12] 王京,徐诒玥,房毅,等.多时空尺度风电集群爬坡的模型预测控制分层策略[J].山东电力技术,2024,51(11):39-47.
WANG Jing, XU Yiyue, FANG Yi, et al. Hierarchical model predictive control strategy for slope climbing of wind power clusters based on multi-temporal scales [J]. Shandong Electric Power, 2024, 51(11):39-47.
- [13] 金文,方登洲,李鸿鹏,陈天佑,李金孟.共享自有储能模式下

- 多微电网协同鲁棒调度与效益分配[J].智慧电力,2024,52(11):56-63,97.
- JIN Wen, FANG Dengzhou, LI Hongpeng, CHEN Tianyou, LI Jinmeng. Cooperative Robust Scheduling and Benefit Allocation for Multiple Microgrid under Shared Owned Energy Storage Mode[J]. Smart Power, 2024, 52(11): 56-63, 97.
- [14] 袁桂丽,贾新潮,房方,等.虚拟电厂源荷双侧热电联合随机优化调度[J].电网技术,2020,44(8):2932-2940.
- YUAN Guili, JIA Xinchao, FANG Fang, et al. Joint stochastic optimal scheduling of heat and power considering source and load sides of virtual power plant[J]. Power System Technology, 2020, 44(8): 2932-2940.
- [15] 谢敏,熊靖,刘明波,等.基于Copula的多风电场出力相关性建模及其在电网经济调度中的应用[J].电网技术,2016,40(4):1100-1106.
- XIE Min, XIONG Jing, LIU Mingbo, et al. Modeling of multi wind farm output correlation based on copula and its application in power system economic dispatch [J]. Power System Technology, 2016, 40(4): 1100-1106.
- [16] CLEMENT-NYNS K, HAESSEN E, DRIESEN J. The impact of charging plug-In hybrid electric vehicles on a residential distribution grid[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2010, 25(1): 371-380.
- [17] 赵兴勇,王帅,吴新华,等.含分布式电源和电动汽车的微电网协调控制策略[J].电网技术,2016,40(12):3732-3740.
- ZHAO Xingyong, WANG Shuai, WU Xinhua, et al. Coordinated control strategy research of micro-grid including distributed generations and electric vehicles [J]. Power System Technology, 2016, 40(12): 3732-3740.
- [18] 江昌旭,袁羽娟,刘晨曦,等.用户综合满意度驱动的多智能体图强化学电动汽车充电引导策略[J/OL].电网技术,2024:1-15[2025-01-07].https://link.cnki.net/doi/10.13335/j.1000-3673.pst.2024.1915.
- JIANG Changxu, YUAN Yujuan, LIU Chenxi, et al. Multi-agent graph reinforcement learning-based electric vehicle charging guidance strategy driven by user comprehensive satisfaction [J/OL]. Power System Technology, 2024: 1-15 [2025-01-07]. https://link.cnki.net/doi/10.13335/j.1000-3673.pst.2024.1915.
- [19] 李湃,卢慧,李驰,等.多能互补发电系统电/热储能容量双层优化配置方法[J/OL].中国电力,2024:1-10[2025-01-07].https://link.cnki.net/urlid/11.3265.tm.20240520.1909.004.
- Li Pai, Lu Hui, Li Chi, et al. Dual layer optimization configuration method for electric /thermal energy storage capacity of multi energy complementary power generation system [J/OL]. China Electric Power, 2025: 1-10 [2025-01-07]. https://link.cnki.net/urlid/11.3265.tm.20240520.1909.004.
- [20] 程杉,王贤宁,冯毅焜.电动汽车充电站有序充电调度的分散式优化[J].电力系统自动化,2018,42(1):39-46.
- CHENG Shan, WANG Xianning, FENG Yichen. Decentralized optimization of ordered charging scheduling in electric vehicle charging station [J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(1): 39-46.
-
- 收稿日期:2025-01-08
修回日期:2025-05-07
作者简介:
张 杰(1998),通信作者(313826289@qq.com),男,硕士,工程师,主要研究方向为微电网优化调度;
潘守翡(1985),男,硕士,高级工程师,从事分布式电源及微电网、综合能源领域工作;
胡丛飞(1991),男,高级工程师,从事分布式电源及微电网、综合能源领域工作;
刘 浩(1987),男,工程师,从事分布式电源及微电网、综合能源领域工作;
王晓璐(1988),女,政工师,从事分布式电源及微电网、综合能源领域工作。
- (责任编辑 娄婷婷)

基于多尺度主导成分分析与混合数据驱动模型的短期风电功率预测

范晨亮¹, 尚浩², 闯喜宏¹, 付文龙^{3*}

(1. 国电电力发展股份有限公司, 北京 100101; 2. 中电建华东勘测设计研究院(郑州)有限公司, 河南 郑州 450000;
3. 三峡大学电气与新能源学院, 湖北 宜昌 443002)

摘要: 风电功率预测在风能利用和风电场运行中具有重要意义, 其中短期预测对于实时控制和供电稳定性至关重要。为此, 文中提出一种基于多尺度主导成分分析与混合数据驱动模型的短期风电功率预测方法。首先, 采用变分模态分解 (variational mode decomposition, VMD) 对原始风电功率数据进行多尺度分解, 以捕捉不同频率特征。然后, 基于奇异谱分析 (singular spectrum analysis, SSA) 提取主导成分, 进一步揭示数据中的潜在结构和关键模式。进而, 融合时序卷积网络 (temporal convolutional network, TCN) 与共享权重长短期记忆网络 (shared weight long short-term memory, SWLSTM), 构建混合数据驱动模型对提取的模态序列进行预测。最后, 累加各模态预测值得到最终预测结果。实验中所提方法取得了较好的预测效果, 其性能指标平均绝对误差 (mean absolute error, MAE)、均方根误差 (root mean squared error, RMSE)、平均绝对百分比误差 (mean absolute percentage error, MAPE) 和决定系数分别为 0.415 MW、0.550 MW、3.968% 和 0.998, 能够满足短期风电功率预测的性能需求。

关键词: 风电功率预测; 多尺度主导成分分析; 奇异谱分析; 混合数据驱动模型

中图分类号: TK89; TM614

文献标志码: A

文章编号: 1007-9904(2025)11-0100-08

Short-term Wind Power Prediction Based on Multi-scale Dominant Component Analysis and Hybrid Data-driven Model

FAN Chenliang¹, SHANG Hao², CHUANG Xihong¹, FU Wenlong^{3*}

(1. GD Power Development Co., Ltd., Beijing 100101, China;

2. Power China Huadong Engineering (Zhengzhou) Co., Ltd., Zhengzhou 450000, China;

3. College of Electrical and New Energy, China Three Gorges University, Yichang 443002, China)

Abstract: Wind power prediction is of great significance in wind energy utilization and wind farm operation, among which short-term prediction is crucial for real-time control and supply stability. Therefore, this paper proposes a short-term wind power forecasting method based on multi-scale dominant component analysis and the hybrid data-driven model. Firstly, variational mode decomposition (VMD) is used to perform multi-scale decomposition on the original wind power data to capture different frequency characteristics. Then, singular spectrum analysis (SSA) is applied to extract the dominant components to further reveal the underlying structure and key patterns in the data. Next, temporal convolutional network (TCN) and shared weight long short-term memory (SWLSTM) are combined to construct a hybrid data-driven model to predict the extracted modal sequences. Finally, the prediction results of each mode are reconstructed to obtain the final wind power prediction value. Experimental results show that the proposed method has excellent performance in wind power prediction accuracy, and its performance indicators mean absolute error, root mean squared error, mean absolute percentage error, and coefficient of determination are 0.415 MW, 0.550 MW, 3.968% and 0.998, respectively, which can meet the performance requirements of short-term wind power prediction.

Keywords: wind power prediction; multi-scale dominant component analysis; singular spectrum analysis; hybrid data-driven model

基金项目: 国家自然科学基金项目 (51741907)。

National Natural Science Foundation of China (51741907).

0 引言

风能作为重要的可再生能源,风力发电在电力系统中占比逐年上升^[1-2]。然而,风电的间歇性和波动性给风电场的运行和电网的稳定性带来一定挑战^[3-5],也影响了其消纳。准确的风电功率预测对于提高风电场综合发电效益和电网可靠性具有重要意义^[6-7]。

传统风电功率预测技术主要包括物理类和统计类^[8-9]。随着人工智能和机器学习技术的发展,基于深度学习的风电功率预测方法逐渐成为研究热点^[10-12]。深度学习模型可有效处理复杂的非线性关系,因而在风电功率预测中表现出色。常见的深度学习预测模型包括卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)、长短期记忆网络(long short-term memory, LSTM)、门控循环单元等^[13]。这些模型通过堆叠多个层次的神经元,能够有效捕捉数据中的时序和空间特征,从而提升预测精度。如文献[14]利用格拉姆角场将风功率转换为二维图像,然后通过 CNN 提取图像特征以实现风功率预测,取得了较好的拟合效果。文献[15]利用 LSTM 捕捉风电功率数据的时序特征和长期依赖关系,充分学习风电功率序列的变化趋势。

尽管深度学习模型在风电功率预测中表现出色,但仍面临一些挑战,如过拟合、计算复杂度高以及对大规模数据的依赖等。为此,相关研究人员提出了不同层面的改进,以提升其在风电功率预测上的效果。如文献[16]为双向长短期记忆网络(bidirectional LSTM, BiLSTM)融入注意力机制,使隐含层状态输出分配相应的权重,以突出重要输入特征的影响。文献[17]提出一种改进 Transformer 预测模型,利用因果注意力机制挖掘序列间的时序依赖关系,并通过去平稳化模块提升可预测性。然而,上述单一模型在应对风电功率数据的高度非线性和多尺度特性时,也存在一定局限性^[18]。

为实现高精度风电功率预测,本研究提出基于多尺度主导成分分析与混合数据驱动模型的短期风电功率预测方法。首先通过变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)将风电功率数据分解为多个不同频率的模态,以捕捉数据的多尺

度特征。随后,基于奇异谱分析(singular spectrum analysis, SSA)从这些模态中提取主导成分特征,进一步揭示数据中的潜在结构和关键模式。进而,将提取的多模态数据输入混合数据驱动模型中进行预测。该混合数据驱动模型有效融合了时序卷积网络(temporal convolutional network, TCN)的局部特征处理能力与共享权重长短期记忆网络(shared weight long short-term memory, SWLSTM)的长期依赖关系捕捉能力。最后,累加各模态预测值,得到最终预测结果。

1 多尺度主导成分分析

为降低风电功率数据非平稳性影响,本文采用基于 VMD 与 SSA 的多尺度主导成分分析(multiscale dominant component analysis, MDCA)策略。

1.1 VMD

VMD^[19]具有良好的局部特性,被广泛应用于信号处理和时间序列分析领域。与经验模态分解的迭代求解不同,VMD的核心是通过求解约束变分问题来实现信号分解。对给定的 t 时刻信号 $f(t)$,目标是推求 K 个模态 $u_k(t)$ 和对应的中心频率 ω_k ,使得

$$f(t) = \sum_{k=1}^K u_k(t), k = 1, 2, \dots, K \quad (1)$$

优化目标函数为

$$\min_{u_k, \omega_k} \left\{ \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \quad (2)$$

式中: ∂_t 为对时间求偏导数; $\delta(t)$ 为狄拉克函数;*为卷积运算。

对式(2)采用 Lagrange 乘子法构造增广变分问题后,结合交替方向乘子法即可迭代得到 $u_k(t)$ 和 ω_k 。通过将原始风电功率数据分解成多个频率成分,VMD可以更准确地捕捉不同时间尺度上的变化,为后续的预测模型提供更好的输入特征。

1.2 SSA

SSA 作为时间序列分析的非参数方法^[20],结合了奇异值分解和时间序列平滑的思想,通过将时间序列分解为若干具有特定结构的成分以实现复杂信号的特征提取。SSA 具体步骤如下。

1) 数据嵌入。将时间序列 $x(t)$ 转换为轨迹矩阵。对于长度为 N 的时间序列,在窗口长度为 L 时,

轨迹矩阵 X 可以定义为

$$X = \begin{bmatrix} x(1) & x(2) & \cdots & x(L) \\ x(2) & x(3) & \cdots & x(L+1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x(N-L+1) & x(N-L+2) & \cdots & x(N) \end{bmatrix} \quad (3)$$

2) 奇异值分解。对轨迹矩阵 X 进行奇异值分解如下:

$$X = U \Sigma V^T \quad (4)$$

式中: U 为 $(N-L+1) \times (N-L+1)$ 的正交矩阵; Σ 为 $(N-L+1) \cdot L$ 的对角矩阵, 对角线元素为奇异值; V 为 $L \times L$ 的正交矩阵。

3) 重构。基于奇异值累计贡献率选择奇异值, 并由选择的奇异值组成的对角特征矩阵进行时间序列反向重构。重构的时间序列可以通过逆嵌入得到

$$\bar{x}(t) = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L X(t-i+1) \cdot w_i \quad (5)$$

式中: w_i 为重构的权重; i 为累加和中的索引。

SSA 能够有效去除时间序列中的高频噪声, 提取出主要趋势和周期性成分, 有助于降低风电功率数据非平稳性, 进而提升风电功率预测精度。

2 混合数据驱动模型

为提升风电功率预测精度, 构建基于 TCN 和 SWLSTM 的混合数据驱动模型。其中 TCN 能够高效地捕捉长时间序列中的局部特征, SWLSTM 则通过长期依赖关系捕捉能力来提升模型的鲁棒性。

2.1 TCN

TCN 是一种用于时间序列预测和建模的深度学习架构^[21], 它结合了 CNN 的并行计算能力和循环神经网络(recurrent neural network, RNN)的序列建模能力。传统的 RNN 在处理长期依赖性时, 由于梯度消失或梯度爆炸的问题, 容易出现性能下降。为解决这一问题, TCN 引入了卷积操作, 使得模型能更好地捕捉时间序列内的长期依赖关系, 同时利用并行计算的优势加速训练过程。

TCN 的核心思想是通过堆叠卷积层来扩展网络的感受野, 从而捕获时间序列中不同时间尺度上的模式, 其结构如图 1 所示, 图中 d 为扩张率。

假设输入序列 $x = \{x_0, x_1, x_2, \dots, x_T\}$, 其中 T 为序列的长度, 则 TCN 的一般形式可以表示为

$$y = f(x, \theta) \quad (6)$$

式中: y 为输出序列, $y = \{y_0, y_1, y_2, \dots, y_T\}$; θ 为模型的参数。

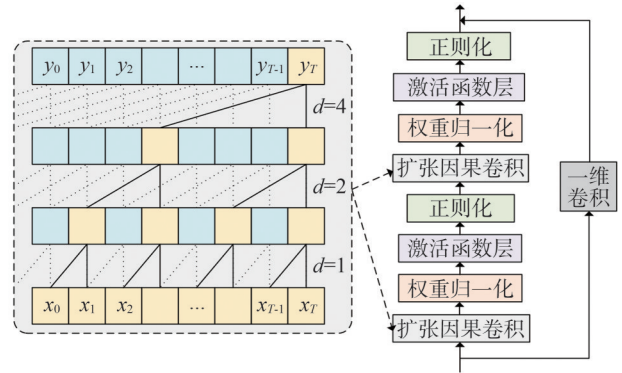


图 1 TCN 结构图

Fig.1 Structure diagram of TCN

具体到 TCN 中的卷积操作和残差连接, 可以表示为

$$h_{(l+1)} = \text{ReLU}(\text{Conv}_{d(l)}(h_{(l)}) + h_{(l)}) \quad (7)$$

式中: $h_{(l)}$ 为第 l 层的输出; ReLU 为激活函数; $\text{Conv}_{d(l)}$ 为带有因果属性的卷积操作; $d(l)$ 为第 l 层卷积核的大小。

TCN 通过堆叠卷积层和残差连接, 可更好地捕捉长时间序列的局部特征。通过有效的参数共享和并行化计算, TCN 处理长时序数据时兼具了可扩展性和处理能力。

2.2 SWLSTM

LSTM 的核心思想是通过记忆单元来存储长期依赖关系, 通过门控单元来控制信息流动, 包括遗忘门、输入门和输出门。SWLSTM 是一种优化的 LSTM, 旨在减少参数量并提高模型的效率和泛化能力^[22], 其结构如图 2 所示。

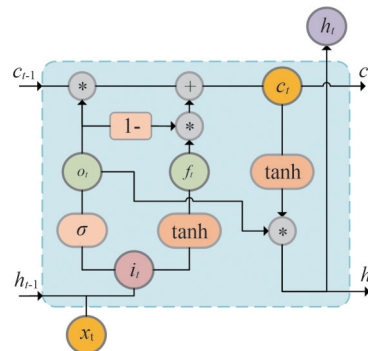


图 2 SWLSTM 结构图

Fig.2 Structure diagram of SWLSTM

SWLSTM 通过共享权重的方式来减少网络的参数量,从而加速训练过程并提升模型的整体性能,在风电功率预测中,这种设计可以更有效地捕捉风电功率序列中的长期依赖关系和非线性动态特征。SWLSTM 的更新规则与传统 LSTM 类似,但是其权重矩阵被限制为共享的形式,状态更新规则为:

$$i_t = \sigma(Wx_t + Uh_{t-1} + b) \quad (8)$$

$$f_t = \sigma(Wx_t + Uh_{t-1} + b) \quad (9)$$

$$o_t = \sigma(Wx_t + Uh_{t-1} + b) \quad (10)$$

$$c_t = f_t \odot c_{t-1} + i_t \odot \tanh(Wx_t + Uh_{t-1} + b) \quad (11)$$

$$h_t = o_t \odot \tanh(c_t) \quad (12)$$

式中: x_t 为输入; i_t 为输入门的输出; f_t 为遗忘门的输出; o_t 为输出门的输出; h_{t-1} 为 $t-1$ 时刻的隐藏状态; c_{t-1} 为 $t-1$ 时刻的单元状态; W 、 U 为模型的权重; b 为模型的偏置参数; σ 为 sigmoid 函数; \odot 为逐元素乘法。

与 LSTM 相比,SWLSTM 的权重矩阵在不同时间步和不同记忆单元之间共享,这意味着网络的参数量大大减少,从而降低了过拟合的风险,并且能够更有效地学习时间序列中的模式。同时,共享权重使得每个时间步的计算量减少,加快了训练和推理的速度,特别是在处理长序列时表现更为显著。

3 风电功率预测建模

3.1 基于 MDCA-TCN-SWLSTM 的短期风电功率预测方法

为提高对风电场风电功率复杂变化模式的捕捉能力和预测精度,本文提出了一种基于多尺度主导成分分析与混合数据驱动模型的短期风电功率预测方法,其预测流程如图 3 所示,相应步骤如下:

1)由 VMD 将风电功率数据分解为 n 个模态分量。

2)基于 SSA 对各模态分量提取主导成分并由其作为新的模态数据,同时由各分量提取后的剩余部分与 VMD 分解残差叠加作为第 $n+1$ 个模态。

3)构建基于 TCN 与 SWLSTM 的混合数据驱动模型,以实现对提取到的多模态数据 M 分别预测。

4)由所有模态数据的预测结果重构得到最终的风电功率预测值。

3.2 性能评价

为定量全面地描述预测模型的预测性能,使用三种常用的性能指标来评估预测模型的性能,分别是:平均绝对误差(mean absolute error, MAE)、均方根误差(root mean squared error, RMSE)、平均绝对百分比误差(mean absolute percentage error, MAPE)和决定系数 R^2 。

$$MAE = \frac{1}{p} \sum_{i=1}^p |y_i - \hat{y}_i| \quad (13)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{p} \sum_{i=1}^p (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (14)$$

$$MAPE = \frac{1}{p} \sum_{i=1}^p \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \times 100\% \quad (15)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^p (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^p (y_i - \bar{y}_i)^2} \quad (16)$$

式中: p 为序列长度; y_i 、 \hat{y}_i 和 \bar{y}_i 分别为实际值、预测值和平均值。

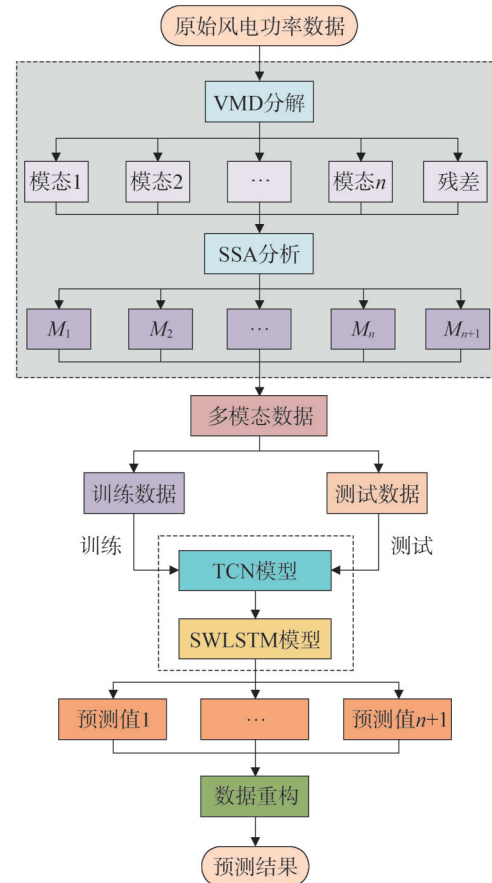


图3 风电功率预测流程图

Fig.3 Flow chart of wind power prediction

4 实例验证

4.1 数据描述

选用甘肃省某风电场的风电功率数据进行实例验证。风电功率数据采样时间为2022年1月1日至2022年1月15日,采样间隔为15 min,共1440个样本,如图4所示。其中,最后288个样本被选为测试集,以验证所提方法的预测性能。

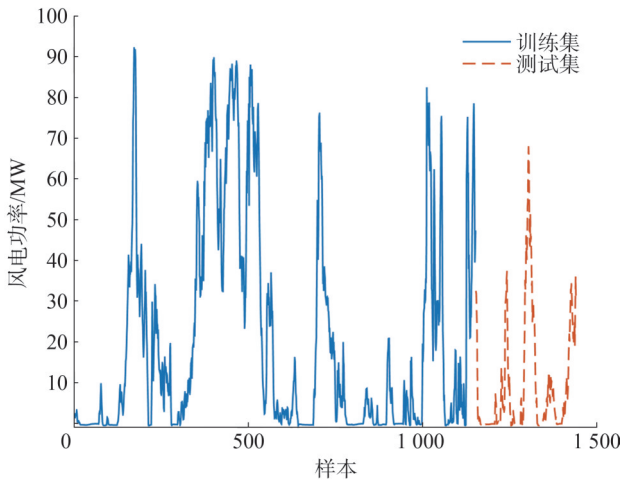


图4 风电功率数据
Fig.4 Wind power data

4.2 预测结果

在数值实验中,通过粒子群优化算法确定VMD的K值为5,TCN的卷积核大小设置为16,SWLSTM的节点数设置为64,进行100次迭代训练,实验结果如图5所示。

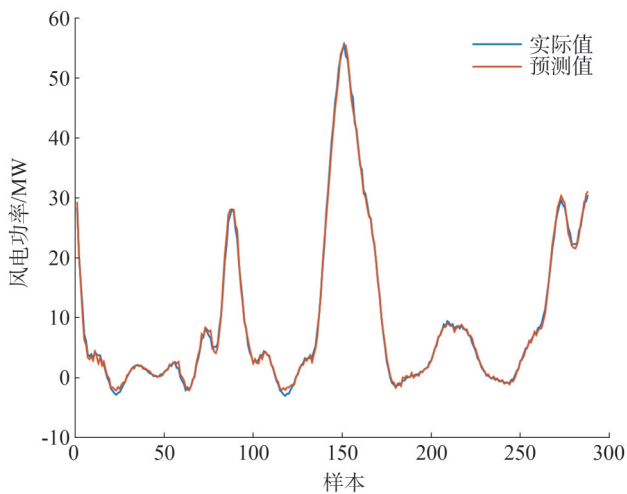


图5 风电功率预测结果
Fig.5 Wind power prediction results

图5中绘制了实际风电功率值与预测值的对比曲线。由图5可知,预测值与实际值之间的曲线走势十分接近,表明所提风电功率预测方法预测性能较好。尤其是在风电功率变化较大的时段,模型的预测精度仍然保持在一个较高水平。

4.3 对比实验

为验证所提方法有效性,设置不同对照实验,包含加入MDCA和不加入MDCA的模块设置及TCN-LSTM、CNN-SWLSTM、TCN-SWLSTM等不同预测器的选择。实验结果如图6所示,各预测模型的性能指标如表1所示。

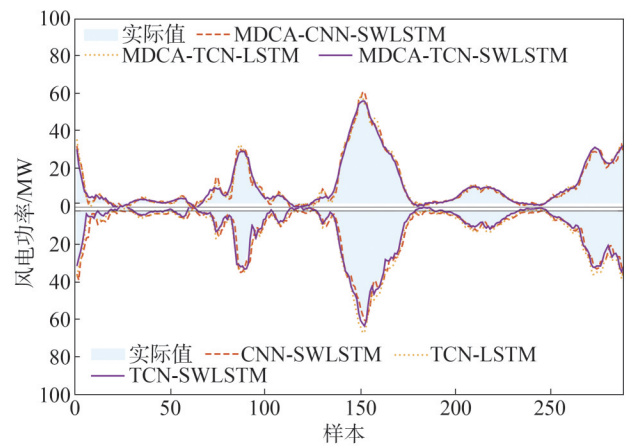


图6 不同方法的风电功率预测结果
Fig.6 Wind power prediction results of different methods

由图6所示的预测结果曲线对比可知,所提方法的预测结果与实际值的偏移程度最小,同时,在所有实验方法中拟合度最高,取得了最好的预测效果。具体来说,图6上半部分的预测效果明显优于下半部分,这表明采用MDCA的方法在捕捉风电功率变化趋势方面具有更高的精度。而图6上、下部分都是TCN-SWLSTM的组合方法取得了最佳的预测效果,体现了所构建的混合数据驱动模型在风电功率预测中的有效性。

从表1的结果可以看出,MDCA的加入显著提高了风电功率预测模型的性能。引入MDCA后,所有模型在MAE、RMSE、MAPE和R²等指标上均有明显改善,尤其是TCN-SWLSTM的组合表现尤为突出。具体来说,MDCA-TCN-SWLSTM在所有方法中取得了最好的预测效果,其MAE为0.415 MW,

RMSE 为 0.550 MW, MAPE 为 3.968%, R^2 高达 0.998, 相比其他模型大幅降低了预测误差。

此外, TCN-SWLSTM 的组合在加入 MDCA 和未加入 MDCA 的情况下都表现出更好的预测性能。例如, TCN-SWLSTM 相较于 CNN-SWLSTM, 其 MAE 减少了 1.306 MW, RMSE 减少了 1.820 MW, MAPE 减少了约 11 个百分点, R^2 增加了 0.054, 这表明引入 TCN 可以改善预测准确性和模型拟合度。而 MDCA-TCN-SWLSTM 与 MDCA-TCN-LSTM 相比, 其 MAE、RMSE 和 MAPE 分别减少了 0.441 MW、0.699 MW 和约 4 个百分点, R^2 提高了 0.007。这说明 SWLSTM 结构在时间序列预测中的优越性, 能够有效提升预测精度。

所有模型的预测误差曲线和误差分布如图 7 所示。通过观察预测误差曲线图, 可以发现所提 MDCA-TCN-SWLSTM 方法的预测值与实际值之间的接近程度显著高于其他方法, 其预测结果在实际值的最小范围内波动。此外, 误差分布曲线图进一

步展示了所提方法在误差偏离程度上的优势。相较于对比方法, MDCA-TCN-SWLSTM 能够有效减小预测误差, 并且使误差主要集中在零值附近, 突显了其在提高预测稳定性方面的能力。

4.4 其他数据验证

为进一步验证所提方法的有效性和泛化能力, 采用青海省某风电场的风电功率数据进行实例验证和对比分析, 预测结果如图 8 和表 2 所示。由实验结果可知, 所提方法各项性能指标均要优于其他对比方法。这些结果充分证明了所提方法的有效性和优越性。

5 结论

为提升风电功率预测精度以合理利用风能, 文中提出了一种基于多尺度主导成分分析与混合数据驱动模型的短期风电功率预测方法。首先, 风电功率数据通过 VMD 分解为多个不同频率的模态, 以捕捉数据的多尺度特征。其次, SSA 从这些模态中提

表 1 不同方法的预测性能
Table 1 Prediction performance of different methods

| 方法 | MAE/MW | RMSE/MW | MAPE/% | R^2 |
|-----------------|--------|---------|--------|-------|
| MDCA-CNN-SWLSTM | 0.996 | 1.329 | 13.247 | 0.989 |
| MDCA-TCN-LSTM | 0.856 | 1.249 | 11.128 | 0.991 |
| MDCA-TCN-SWLSTM | 0.415 | 0.550 | 3.968 | 0.998 |
| CNN-SWLSTM | 2.522 | 3.567 | 27.635 | 0.929 |
| TCN-LSTM | 2.028 | 2.849 | 21.372 | 0.955 |
| TCN-SWLSTM | 1.216 | 1.747 | 16.503 | 0.983 |

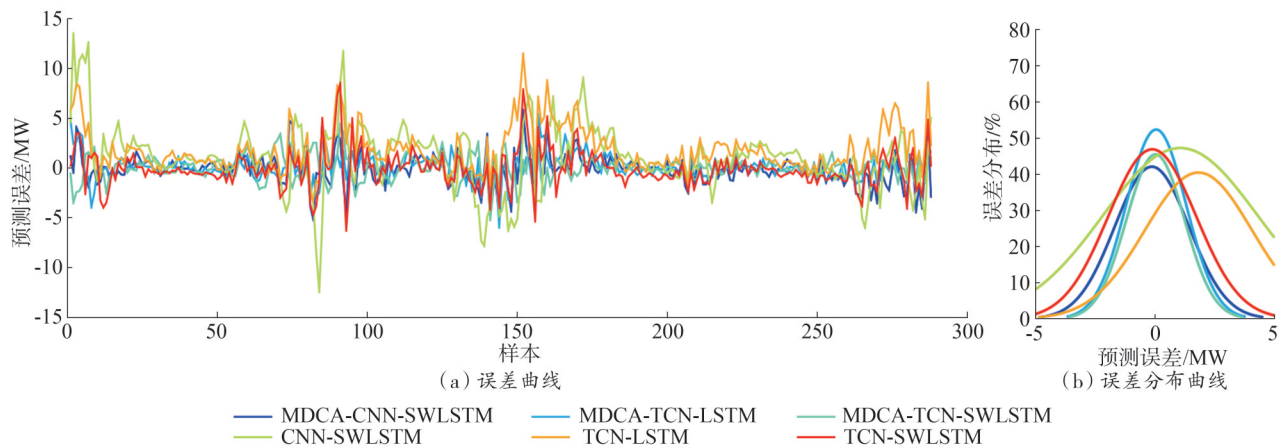


图 7 不同方法的风电功率预测误差

Fig.7 Wind power prediction errors of different methods

取主导成分特征,进一步揭示数据中的潜在结构和关键模式。进而融合 TCN 和 SWLSTM 来构建混合数据驱动模型,对提取的多模态数据进行预测。最后,累加各模态预测值,得到最终预测结果。实验结果表明,所提方法具有较好的风电功率预测性能,在所有对比模型中,取得了最好的平均绝对误差、均方根误差、平均绝对百分比误差和决定系数指标结果,可为促进风电消纳和提升风电场综合发电效益提供一定的技术支持。

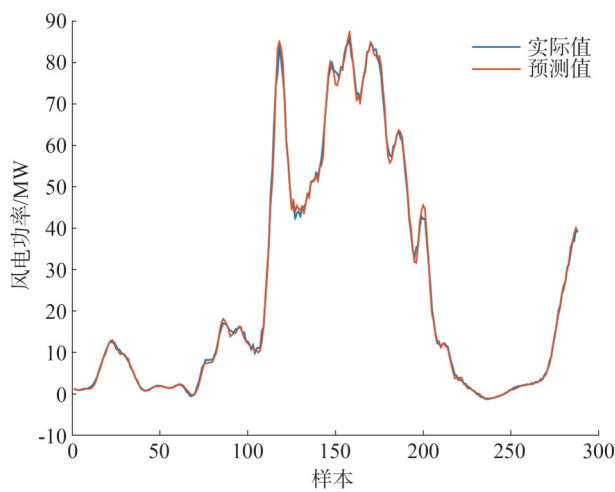


图8 其他数据集风电功率预测结果

Fig.8 Wind power prediction results for other dataset

表2 不同方法在其他数据集的预测性能

Table 2 Prediction performance of different methods on other dataset

| 方法 | MAE/MW | RMSE/MW | MAPE /% | R ² |
|-----------------|--------|---------|---------|----------------|
| MDCA-CNN-SWLSTM | 0.917 | 1.456 | 14.550 | 0.989 |
| MDCA-TCN-LSTM | 0.876 | 1.377 | 12.392 | 0.992 |
| MDCA-TCN-SWLSTM | 0.642 | 0.976 | 6.155 | 0.997 |
| CNN-SWLSTM | 2.558 | 3.798 | 29.171 | 0.925 |
| TCN-LSTM | 2.163 | 3.286 | 25.156 | 0.949 |
| TCN-SWLSTM | 1.902 | 3.056 | 23.911 | 0.977 |

参考文献

[1] 杨国华, 祁鑫, 贾睿, 等. 基于 CEEMD-SE 的 CNN&LSTM-GRU 短期风电功率预测[J]. 中国电力, 2024, 57(2): 55-61.
 YANG Guohua, QI Xin, JIA Rui, et al. Short-term wind power forecast based on CNN & LSTM-GRU model integrated with CEEMD-SE algorithm[J]. Electric Power, 2024, 57(2): 55-61.

[2] 林玉鑫, 张京业. 海上风电的发展现状与前景展望[J]. 分布式能源, 2023, 8(2): 1-10.
 LIN Yuxin, ZHANG Jingye. Development status and prospect of offshore wind power[J]. Distributed Energy, 2023, 8(2): 1-10.

[3] 张飞, 万安平. 基于双重注意力机制与迁移学习的风力发电机行星齿轮箱故障诊断[J]. 电力大数据, 2024, 27(9): 1-9.
 ZHANG Fei, WAN Anping. Fault diagnosis of planetary gearbox of wind turbine based on double attention mechanism and transfer learning[J]. Power Systems and Big Data, 2024, 27(9): 1-9.

[4] 黄文琦, 方必武, 戴珍, 等. 基于多源数据图表示学习的风电出力预测方法[J]. 电力建设, 2023, 44(11): 43-53.
 HUANG Wenqi, FANG Biwu, DAI Zhen, et al. Wind power output forecasting based on multi-source data graph representation learning[J]. Electric Power Construction, 2023, 44(11): 43-53.

[5] 田莉莎, 严雄. 基于多重数据筛选的短期风电功率区间优化预测[J]. 山东电力技术, 2024, 51(5): 38-46.
 TIAN Lisha, YAN Xiong. Optimized prediction of short-term wind power intervals based on multiple data screening [J]. Shandong Electric Power, 2024, 51(5): 38-46.

[6] 王晓东, 栗杉杉, 刘颖明, 等. 基于特征变权的超短期风电功率预测[J]. 太阳能学报, 2023, 44(2): 52-58.
 WANG Xiaodong, LI Shanshan, LIU Yingming, et al. Ultra-short-term wind power prediction based on variable feature weight [J]. Acta Energiæ Solaris Sinica, 2023, 44(2): 52-58.

[7] 赵凌云, 刘友波, 沈晓东, 等. 基于 CEEMDAN 和改进时间卷积网络的短期风电功率预测模型[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(1): 42-50.
 ZHAO Lingyun, LIU Youbo, SHEN Xiaodong, et al. Short-term wind power prediction model based on CEEMDAN and an improved time convolutional network [J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(1): 42-50.

[8] 唐新姿, 顾能伟, 黄轩晴, 等. 风电功率短期预测技术研究进展[J]. 机械工程学报, 2022, 58(12): 213-236.
 TANG Xinzi, GU Nengwei, HUANG Xuanqing, et al. Progress on short term wind power forecasting technology [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2022, 58(12): 213-236.

[9] 曾亮, 雷舒敏, 王珊珊, 等. 基于 OVMD-SSA-DELM-GM 模型的超短期风电功率预测方法[J]. 电网技术, 2021, 45(12): 4701-4712.
 ZENG Liang, LEI Shumin, WANG Shanshan, et al. Ultra-short-term wind power prediction based on OVMD-SSA-DELM-GM model[J]. Power System Technology, 2021, 45(12): 4701-4712.

[10] 胡宇晗, 朱利鹏, 李佳勇, 等. 融合深度误差反馈学习和注意力机制的短期风电功率预测[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(4): 100-108.
 HU Yuhan, ZHU Lipeng, LI Jiayong, et al. Short-term wind power forecasting with the integration of a deep error feedback learning and attention mechanism[J]. Power System Protection and Control,

- 2024, 52(4): 100-108.
- [11] 孙世军,朱坤双,韩洪.面向新能源发电的风机数据智能分析订正技术研究[J].电子设计工程,2024,32(12):127-131.
SUN Shijun, ZHU Kunshuang, HAN Hong. Research on intelligent analysis and correction technology of fan data for new energy power generation [J]. Electronic Design Engineering, 2024, 32 (12) : 127-131.
- [12] 欧旭鹏,唐云,张凯,等.基于CEEMDAN-IDOA-BiLSTM的超短期风电功率预测[J].电网与清洁能源,2023,39(11):142-150.
OU Xupeng, TANG Yun, ZHANG Kai, et al. The ultra short term wind power prediction based on CEEMDAN-IDOA-BiLSTM [J]. Power System and Clean Energy, 2023, 39(11): 142-150.
- [13] LIAO W Q, FU W L, YANG K, et al. Multi-scale residual neural network with enhanced gated recurrent unit for fault diagnosis of rolling bearing[J]. Measurement Science and Technology, 2024, 35 (5):056114.
- [14] 张淑清,杜灵韵,王册浩,等.基于格拉姆角场与改进CNN-ResNet的风电功率预测方法[J].电网技术,2023,47(4):1540-1548.
ZHANG Shuqing, DU Lingyun, WANG Cehao, et al. Wind power forecasting method based on GAF and improved CNN-res net[J]. Power System Technology, 2023, 47(4): 1540-1548.
- [15] 张胜杰,张雪锋,谢忠洲,等.基于LSTM的风电功率预测方法研究[J].能源与节能,2024(8):11-13.
ZHANG Shengjie, ZHANG Xuefeng, XIE Zhongzhou, et al. Power prediction method of wind power based on LSTM [J]. Energy and Energy Conservation, 2024(8): 11-13.
- [16] 朱菊萍,魏霞,谢丽蓉,等.基于VMD和改进BiLSTM的短期风电功率预测[J].太阳能学报,2024,45(6):422-428.
ZHU Juping, WEI Xia, XIE Lirong, et al. Short-term wind power prediction based on vmd and improved BiLSTM [J]. Acta Energetica Solaris Sinica, 2024, 45(6): 422-428.
- [17] 李练兵,高国强,吴伟强,等.考虑特征重组与改进Transformer的风电功率短期日前预测方法[J].电网技术,2024,48(4):1466-1480.
LI Lianbing, GAO Guoqiang, WU Weiqiang, et al. Short-term day-ahead wind power prediction considering feature recombination and improved transformer [J]. Power System Technology, 2024, 48 (4): 1466-1480.
- [18] 曾亮,狄飞超,兰欣,等.基于CEEMD-CNN-BiGRU-RF模型的短期风电功率预测[J].可再生能源,2022,40(2):190-195.
ZENG Liang, DI Feichao, LAN Xin, et al. Short-term wind power prediction based on CEEMD-CNN-BiGRU-RF model [J]. Renewable Energy Resources, 2022, 40(2): 190-195.
- [19] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62 (3) : 531-544.
- [20] AFSHAR K, BIGDELI N. Data analysis and short term load forecasting in Iran electricity market using singular spectral analysis (SSA)[J]. Energy, 2011, 36(5): 2620-2627.
- [21] WU P, SUN J W, CHANG X T, et al. Data-driven reduced order model with temporal convolutional neural network [J]. Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, 2020, 360: 112766.
- [22] ZHANG Z D, YE L, QIN H, et al. Wind speed prediction method using Shared Weight Long Short-Term Memory Network and Gaussian Process Regression [J]. Applied Energy, 2019, 247: 270-284.

收稿日期:2024-09-27

修回日期:2024-11-29

作者简介:

范晨亮(1983),男,硕士,工程师,主要研究方向为新能源发电系统数字化;

尚浩(1995),男,工程师,主要研究方向为新能源发电系统数字化;

闾喜宏(1969),男,硕士,高级工程师,主要研究方向为新能源发电系统数字化;

付文龙(1988),通信作者(ctgu_fuwenlong@126.com),男,博士,副教授,主要研究方向为新能源发电预测、人工智能应用。

(责任编辑 车永强)

DOI: 10.20097/j.cnki.issn1007-9904.240316

考虑安全约束的新能源电力系统低碳经济调度

郭岩, 杨凡*, 邱生敏

(中国南方电网有限责任公司, 广东 广州 510000)

摘要: 发展低碳发电技术是实现电力系统低碳化的重要手段, 但是风电等可再生能源出力的随机性会对系统安全造成不利影响。针对上述问题, 提出包含风电、火电、燃气机组等的新能源电力系统安全约束低碳经济调度方法。首先, 以经济效益最大化和碳排放量最小化为目标, 考虑系统运行约束、安全运行约束以及碳减排约束, 建立新能源电力系统日前优化调度模型。针对所构建优化调度模型的特点, 将安全约束低碳经济调度模型解耦成三个阶段, 即正常状态经济调度、正常状态可行性校核以及 $N-1$ 安全校核, 并利用Benders分解进行迭代求解。最后, 在改进IEEE 39节点系统中进行仿真验证, 结果证明本文所提出的模型与方法的有效性。

关键词: 新能源电力系统; 低碳; $N-1$ 安全约束; 经济调度; Benders分解

中图分类号: TM28

文献标志码: A

文章编号: 1007-9904(2025)11-0108-10

Low-carbon Economic Dispatching of Renewable Energy Power System Considering Security Constraints

GUO Yan, YANG Fan*, QIU Shengmin

(China Southern Power Grid, Guangzhou 510000, China)

Abstract: The development of low-carbon power generation technology is an important means to realize the low-carbon power system. However, the randomness of the output of renewable energy sources such as wind power will adversely affect system security. To address these challenges, a security constrained low-carbon economic dispatch method is proposed for renewable energy systems including wind power, thermal power, and gas turbines. First, with the goal of maximizing economic benefits and minimizing carbon emissions, considering system operation constraints, safe operation constraints, and carbon emission reduction constraints, a day-ahead optimal dispatch model for renewable energy power systems is established. According to the characteristics of the optimal scheduling model constructed, the security constrained low-carbon economic scheduling model is decoupled into three stages, namely normal state economic scheduling, normal state feasibility check, and $N-1$ contingency safety check. Benders decomposition is utilized for iterative solution. Finally, the simulation results in the improved IEEE-39 bus system show the effectiveness of the proposed model and method.

Keywords: renewable energy power systems; low carbon; $N-1$ security; economic dispatch; benders decomposition

0 引言

为减缓生态环境恶化,降低二氧化碳排放量,我国在第七十五届联合国大会上提出“双碳”目标^[1],其中,以火力发电为主的电力系统一直是二氧化碳排放的主要来源^[2]。因此,电力系统在“双碳”目标

下应该承担更重要的角色,而实现电力系统碳减排的方法之一是在电力系统的发电侧引入低碳发电技术^[3],如可再生能源发电和燃气机组发电;此外,在电力系统调度过程中考虑碳减排约束也可以实现二氧化碳排放量的降低^[4]。因此,结合上述两种方法,进行系统的低碳经济调度,能够有效地促进电力系统的节能减排。

目前,国内外学者已对电力低碳经济调度开展了大量研究。在碳约束的背景下,文献[5]提出了基于合作博弈的多园区互联综合能源系统低碳经济调

基金项目: 中国南方电网有限责任公司“南网总调调度实时运行业务辅助校核功能模块加装项目”(000500SZ23030004)。China Southern Power Grid Co., Ltd. “Installation Project of Auxiliary Checking Function Module for Real-time Operation of Southern Power Grid Dispatching”(000500SZ23030004).

度。文献[6]考虑多能源多微电网的运行约束条件和碳排放,提出了一种多能源多微电网运行成本的最优能源管理策略。文献[7]提出随机动态经济调度模型,该模型在满足系统运行约束和碳减排约束的基础上最小化总成本。

然而,上述研究大多只针对系统正常运行状态下的优化调度,没有考虑系统的安全性。由于风电、光伏等可再生能源的不确定性和波动性,安全已成为新能源电力系统调度的关键问题。许多研究都将电力系统的 $N-1$ 安全约束作为日前调度考虑的关键因素,以确保系统的安全性。文献[8]构建了包含区域备用要求和 $N-1$ 安全约束的风力综合电力系统日前调度模型。文献[9]采用提出一种考虑节点平衡约束和网络安全约束的安全约束机组组合问题。文献[10]提出了一个考虑 $N-1$ 安全约束和机会约束的机组组合。

另外,关于电力系统优化调度模型的求解,现有研究大多采用直接通过求解器求解^[5-10]。近年来智能算法在调度模型求解中应用较多,例如,文献[11]提出一种含风电场的水火电力系统的优化调度模型,采用粒子群算法对所建立的模型进行仿真计算和求解分析。文献[12]提出一种计及电熔镁负荷与储能联合调峰的电力系统经济调度方法,并采用遗传算法进行求解。然而,尽管智能算法在求解优化问题时具有一定的优势,但其求解效率和稳定性可能不如传统的优化算法。对于某些对大规模复杂优化问题,智能优化算法搜索得到最优解需要耗费大量计算时间,搜索速度较慢,求解效率有待提高。

综上,新能源电力系统优化调度同时考虑经济性、安全性、低碳性等多方面目标需求,其优化过程不再是单一经济性优化问题,需要综合考虑经济性、安全性、低碳性多种目标对调度结果的协同作用。从低碳性角度,在新能源电力系统调度过程中需要考虑碳排放约束对调度结果的影响。从安全性角度,在调度过程中需要满足 $N-1$ 校验原则,即电力系统中任一元件无故障或因故障断开,电力系统应能保持稳定运行和正常供电,其他元件不过负荷。虽然现有研究已对电力系统调度做出了初步的探索,但要完全满足实际工程需要,仍存在以下问题:1)当前关于低碳经济调度的研究大多仅关注在系统正常

运行状态下的调度优化^[10-14],未考虑实际工程中可能存在的故障的影响。然而,随着大量可再生能源接入电网,可再生能源发电的随机性将会改变日前机组组合和发电调度的传统方法。风能和太阳能发电引起的波动可能会使系统元件更接近其物理极限,或在实时运行中造成不可预见的过载。这充分降低了处理突发事件的能力,增加了操作风险^[15]。因此,在调度过程中忽略系统的安全约束会使得最终调度方案在运行中不能达到真正意义上的全局最优,甚至出现不可行的情况。2)现有关于电力系统调度模型求解的研究大多基于求解器直接求解或利用智能优化算法^[16],由于考虑 $N-1$ 安全约束的电力系统优化调度为具有大量故障场景的复杂优化问题,故直接通过求解器难以实现高效求解;且由于上述智能优化算法的不足,无法真正实现电力系统低碳调度。目前较少有文献分析提高电力调度问题求解效率的问题。

为此,提出一种考虑 $N-1$ 安全约束的电力系统低碳经济调度方法。首先建立了考虑风电、燃气机组、火电机组等运行约束及碳减排约束的安全约束经济低碳调度模型。针对这一复杂模型,提出一种基于Benders分解的三阶段求解方法,将其分解为经济调度主问题和系统正常状态安全校核子问题与 $N-1$ 安全性校核子问题三个阶段。因此,通过Benders割约束可以有效地实现主子问题之间的迭代求解。最后,通过IEEE 39节点系统验证了该模型和算法的优越性。

1 新能源电力系统低碳经济安全调度框架

所研究的新能源电力系统低碳经济安全调度框架如图1所示。新能源电力系统中存在火电机组、燃气机组和风电机组,不同的机组具有不同的运行特性,其运行在日前调度中需要满足不同的约束条件。同时,在模型的优化目标中,考虑了传统火电机组的经济目标、安全目标和低碳目标。其中安全目标对应于系统安全约束,低碳目标对应于碳排放成本和碳减排约束。此外,调度方案除了需要满足系统 $N-1$ 故障下的安全约束外,还需要满足系统运行约束、各个机组的运行约束和碳减排约束。然后将该调度模型转化为三阶段进行求解,即经济调度主

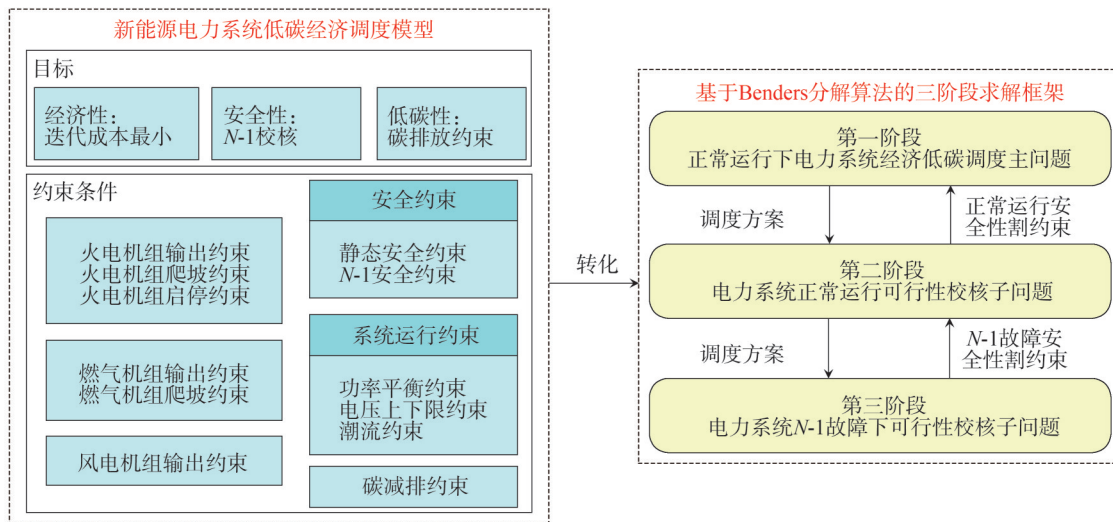


图1 安全约束低碳经济调度框架

Fig.1 The sketch of the security constrained low-carbon economic dispatch

问题,正常状态安全校核子问题和N-1安全校核子问题,通过在主问题和两个子问题之间进行迭代,通过Benders分解来快速求解。具体的目标函数和约束条件在下节中进行详细阐述。

2 新能源电力系统低碳经济调度模型

2.1 目标函数

随着我国“双碳”目标提出,波动性强的新能源发电已大量接入电力系统,传统的经济调度已不完全适用于含大量新能源的电力系统^[17-18]。为了促进可再生能源的消纳,减少碳排放量,以系统综合成本最优为目标函数,构建低碳经济调度模型为

$$f_{op} = \min(C_{coal} + C_{on/off} + C_{gt} + C_{cur} + C_{carbon}) \quad (1)$$

式中: f_{op} 为系统运行综合成本; C_{coal} 为火电机组总煤耗成本; $C_{on/off}$ 为火电机组启停成本; C_{gt} 为气电机组成本; C_{cur} 为弃风惩罚成本; C_{carbon} 为系统碳排放成本。

1)火电机组总煤耗成本^[19]为

$$C_{coal} = \sum_{t \in \Omega_t} \sum_{i \in \Omega_c} X_{i,t} (a_i P_{Ci,t}^2 + b_i P_{Ci,t} + c_i) \quad (2)$$

式中: Ω_t 为运行时段集合; Ω_c 为火电机组节点集合; $X_{i,t}$ 为机组*i*在*t*时刻的状态变量,若启动为1,停运为0; a_i 、 b_i 、 c_i 均为机组*i*的煤耗成本系数; $P_{Ci,t}$ 为机组*i*在*t*时刻的输出功率。

2)火电机组启停成本^[19]为

$$C_{on/off} = \sum_{i \in \Omega_c} \sum_{t \in \Omega_t} [X_{i,t}(1 - X_{i,t-1}) + X_{i,t-1}(1 - X_{i,t})] C_i \quad (3)$$

式中: C_i 为机组*i*的单位启/停成本。

3)气电机组成本 C_{gt} ^[20]为:

$$C_{gt} = \sum_{j \in \Omega_c} \rho_g Q_{j,t} \quad (4)$$

$$Q_{j,t} = \frac{P_{j,t} \xi}{\eta_j H_j} \quad (5)$$

式中: Ω_c 为燃气机组节点集合; ρ_g 为单位天然气成本; $Q_{j,t}$ 为燃气机组*j*在时刻*t*消耗的天然气量,其具体表达式如(5)所示; $P_{j,t}$ 为燃气机组*j*在时刻*t*输出功率; ξ 为电到热的转换系数; η_j 为燃气机组*j*的效率; H_j 为燃气机组*j*的高热值。

4)弃风惩罚成本 C_{cur} 为

$$C_{cur} = \sum_{t \in \Omega_t} \sum_{w \in \Omega_{WT}} \vartheta [P_{w,t}^{W_{fore}} - P_{w,t}^{WT}] \quad (6)$$

式中: Ω_{WT} 为风电机组节点集合; ϑ 为单位弃风量惩罚成本; $P_{w,t}^{W_{fore}}$ 为第*w*个风电机组在*t*时刻的预测功率; $P_{w,t}^{WT}$ 为第*w*个风电机组在*t*时刻的实际功率。

5)系统碳排放成本满足:

$$C_{carbon} = \lambda E_{carbon} \quad (7)$$

$$E_{carbon} = E_{CT} + E_{GT} \quad (8)$$

$$E_{CT} = \sum_{t \in \Omega_t} \sum_{i \in \Omega_c} P_{Ci,t} \cdot e^{Ele} \cdot \Delta t \quad (9)$$

$$E_{GT} = \sum_{t \in \Omega_t} \sum_{j \in \Omega_c} Q_{j,t} \cdot e^{gas} \cdot \Delta t \quad (10)$$

式中: λ 为单位碳排放量价格; E_{carbon} 为系统总碳排放量; E_{CT} 和 E_{GT} 分别为火电机组和燃气机组所产生碳排放量; e^{Ele} 为单位火电量产生的碳排放量; e^{gas} 为单位天然气所产生的碳排放量; Δt 为运行时段间隔。

2.2 约束条件

约束条件包括功率平衡约束、火电机组运行约束、燃气机组运行约束、风电机组出力约束、线路传输容量约束和碳排放量约束条件。

1) 功率平衡约束为

$$\sum_{i \in \Omega_c} P_{i,t} + \sum_{j \in \Omega_g} P_{j,t} + \sum_{w \in \Omega_{WT}} P_{w,t}^{\text{WT}} = \sum_{b \in \Omega_b} P_{b,t}^{\text{L}} \quad (11)$$

式中: Ω_b 为系统节点 b 的集合; $P_{i,t}^{\text{L}}$ 为机组 i 所在节点在 t 时刻的负荷功率。

2) 火电机组运行约束为:

$$P_{i,\min} X_{i,t} \leq P_{i,t} \leq P_{i,\max} X_{i,t} \quad (12)$$

$$D_i X_{i,t} \leq P_{i,t} - P_{i,t-1} \leq U_i X_{i,t} \quad (13)$$

$$\sum_{k=t}^{t+T_{\text{OFF}}-1} (1 - X_{i,k}) \geq T_{\text{OFF}} (X_{i,t-1} - X_{i,t}) \quad (14)$$

$$\sum_{k=t}^{t+T_{\text{ON}}-1} X_{i,k} \geq T_{\text{ON}} (X_{i,t} - X_{i,t-1}) \quad (15)$$

式中: $P_{i,\min}$ 和 $P_{i,\max}$ 分别为火电机组 i 输出功率最小值和最大值; D_i 和 U_i 分别为火电机组 i 的上爬坡速率和下爬坡速率; T_{OFF} 和 T_{ON} 分别为火电机组 i 的最小关停和启动时间。

3) 燃气机组运行约束为:

$$P_{j,\min} X_{j,t} \leq P_{j,t} \leq P_{j,\max} X_{j,t} \quad (16)$$

$$D_j X_{j,t} \leq P_{j,t} - P_{j,t-1} \leq U_j X_{j,t} \quad (17)$$

式中: $P_{j,\min}$ 和 $P_{j,\max}$ 分别为燃气机组 j 输出功率最小值和最大值; D_j 和 U_j 分别为燃气机组 j 的上爬坡速率和下爬坡速率。

4) 风电机组出力约束为

$$0 \leq P_{w,t}^{\text{WT}} \leq P_{w,t}^{\text{W,fore}} \quad (18)$$

5) 线路传输容量约束为

$$|T_{\text{lc}}^{\text{CT}} P^{\text{CT}} + T_{\text{lg}}^{\text{CT}} P^{\text{CT}} + T_{\text{lw}}^{\text{WT}} P^{\text{WT}} - T_{\text{ll}} P^{\text{L}}| \leq P_1^{\text{max}} \quad (19)$$

式中: $T_{\text{lc}}^{\text{CT}}$ 、 $T_{\text{lg}}^{\text{CT}}$ 、 $T_{\text{lw}}^{\text{WT}}$ 和 T_{ll} 分别为支路-火电机组关联矩阵、支路-燃气机组关联矩阵、支路-风电机组关联矩阵和支路-节点关联矩阵; P^{CT} 、 P^{CT} 、 P^{WT} 和 P^{L} 分别为火电机组输出功率矩阵、燃气机组输出功率矩阵、风电机组输出功率矩阵和负荷功率矩阵; P_1^{max} 为线路潮流上限矩阵。

6) 碳排放量约束为

$$E_{\text{carbon}} \leq (1 - \bar{\omega}) \cdot E_{\text{max}} \quad (20)$$

式中: $\bar{\omega}$ 为碳减排率^[7]; E_{max} 为最大碳排放量。

2.3 N-1 安全校核约束

1) N-1 下功率平衡为

$$\sum_{i \in \Omega_c} P_{i,t}^k + \sum_{j \in \Omega_g} P_{j,t}^k + \sum_{w \in \Omega_{WT}} P_{w,t}^{\text{WT},k} = \sum_{i \in \Omega_b} P_{i,t}^{\text{L}} \quad (21)$$

式中: $P_{i,t}^k$ 、 $P_{j,t}^k$ 和 $P_{w,t}^{\text{WT},k}$ 分别为火电机组 i 、燃气机组 j 和风电机组 w 在故障 k 下的输出功率。

2) N-1 线路传输容量约束为

$$|T_{\text{lc}}^k P^{\text{CT},k} + T_{\text{lg}}^k P^{\text{CT},k} + T_{\text{lw}}^k P^{\text{WT},k} - T_{\text{ll}} P^{\text{L}}| \leq P_1^{\text{max}} \quad (22)$$

式中: T_{lc}^k 、 T_{lg}^k 和 T_{lw}^k 分别为故障下支路-火电机组关联矩阵、支路-燃气机组关联矩阵、支路-风电机组关联矩阵; $P^{\text{CT},k}$ 、 $P^{\text{CT},k}$ 、 $P^{\text{WT},k}$ 分别为故障 k 下火电机组输出功率矩阵、燃气机组输出功率矩阵、风电机组输出功率矩阵。

3) 机组爬坡约束为

$$|P_{i,t}^k - P_{i,t}| \leq \Delta \quad (23)$$

式中: Δ 为发电机组有功功率输出的上下允许调整速率。

3 求解方法

3.1 Benders 分解算法基本原理

Benders 分解算法将复杂优化问题(如整数、随机、非线性规划等)分解为一个主问题和多个子问题。通常,主问题求解复杂变量、简单约束优化问题,子问题测验主问题解在复杂约束(子问题)中的可行性,形成 Benders 割约束反馈给主问题。Benders 分解算法主要包括分解和计算两个过程,分解过程包括主子问题变量及约束的分解,计算过程包括主问题求解、子问题求解、反馈迭代 3 个环节。

3.2 本文所提算法

本文提出的新能源电力系统低碳经济调度模型具有大量的 0-1 变量。另外,考虑 N-1 安全约束后,模型中的约束条件更加复杂,计算速度明显降低。针对这些问题,提出一种基于 Benders 分解^[20-21]的三阶段算法,如图 2 所示。在求解过程中,首先求解主问题,即不考虑网络安全约束,同时解决机组组合问题和低碳经济调度问题,并将求解的调度方案传递给子问题 1,即正常状态下的安全校核问题,一旦正常状态下的安全校核满足要求则将所得调度方案传递给子问题 2,即 N-1 安全校核,一旦上述过程不满足安全校核要求则返回割约束到主问题,直到所有的约束满足,此时所得调度方案为满足 N-1 安全约

束的低碳经济调度。综上,通过 Benders 分解将大规模优化问题拆分为几个小规模优化问题,能够有效提升优化求解效率。图 2 给出了求解的具体流程。

3.2.1 主问题

主问题由目标函数式(1)和约束条件式(11)一式(18)和约束条件式(20)组成,提供了一种利用各机组使系统运行成本和碳排放最小的调度方案。该问题可采用商业求解器直接求解。

3.2.2 可行性检验子问题

可行性检验子问题如式(24)一式(29)所示,将检验主问题的当前调度方案是否能适应线路容量约束。加入非负松弛变量,保证优化问题的可行性,其目标是使松弛变量的和最小。约束式(25)一式(26)与约束式(11)一式(19)相较,增加了松弛变量。

$$\min v = \sum_{t \in \Omega_t} (s_{1,t} + s_{2,t}) \quad (24)$$

$$\sum_{i \in \Omega_c} P_{i,t} + \sum_{j \in \Omega_c} P_{j,t} + \sum_{w \in \Omega_{WT}} P_{w,t}^{WT} + s_{1,t} - s_{2,t} = \sum_{b \in \Omega_b} P_{b,t}^L \quad (25)$$

$$|T_{lc} P^{CT} + T_{lg} P^{GT} + T_{lw} P^{WT} - T_{ll} P^L| \leq P_1^{\max} \quad (26)$$

$$P_{i,t} = \hat{P}_{i,t} \quad (\alpha_{i,t}) \quad (27)$$

$$P_{j,t} = \hat{P}_{j,t} \quad (\beta_{j,t}) \quad (28)$$

$$P_{w,t}^{WT} = \hat{P}_{w,t}^{WT} \quad (\gamma_{w,t}) \quad (29)$$

式中: v 为系统功率缺口量; $s_{1,t}$ 、 $s_{2,t}$ 分别表示松弛变量; $\hat{P}_{i,t}$ 、 $\hat{P}_{j,t}$ 和 $\hat{P}_{w,t}^{WT}$ 分别为主问题所得火电机组*i*输出功率、燃气机组*j*输出功率和风电机组*w*输出功率; $\alpha_{i,t}$ 、 $\beta_{j,t}$ 和 $\gamma_{w,t}$ 分别为相应约束的对偶变量。一旦子问题目标函数大于0,则 Benders 割约束式(30)将返回到主问题中^[22]。

$$v + \sum_{i \in \Omega_c} \alpha_{i,t} (P_{i,t} - \hat{P}_{i,t}) + \sum_{j \in \Omega_c} \beta_{j,t} (P_{j,t} - \hat{P}_{j,t}) + \sum_{w \in \Omega_{WT}} \gamma_{w,t} (P_{w,t}^{WT} - \hat{P}_{w,t}^{WT}) \leq 0 \quad (30)$$

3.2.3 N-1 安全校核子问题

故障安全校核的子问题如式(28)一式(41)所示。优化目标函数式(28),以最小化故障情况下系统有功功率不匹配量,每一种故障情况均考虑采取纠正措施来管理线路越限行为,如式(31)一式(37)所示。

$$\min \psi^k = \sum_{t \in \Omega_t} (m_{1,t} + m_{2,t}) \quad (31)$$

$$\sum_{i \in \Omega_c} P_{i,t}^k + \sum_{j \in \Omega_c} P_{j,t}^k + \sum_{i \in \Omega_{WT}} P_{i,t}^{WT,k} + m_{1,t} - m_{2,t} = \sum_{i \in \Omega_b} P_{i,t}^L \quad (32)$$

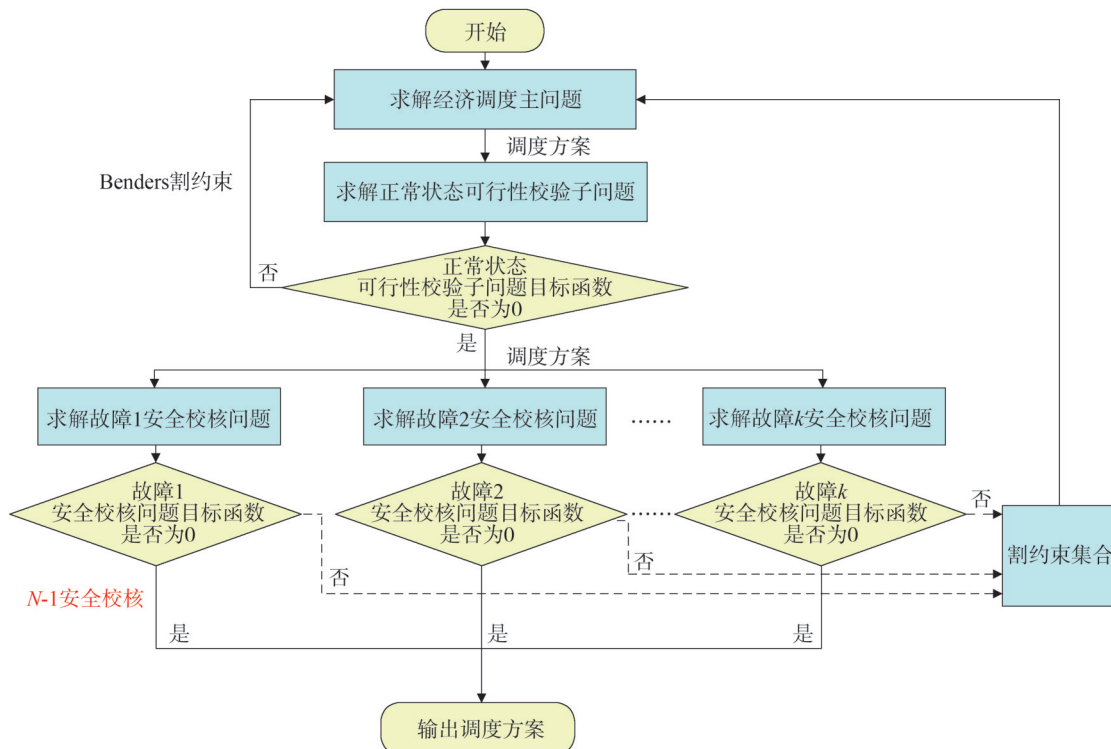


图2 安全约束低碳经济调度求解过程

Fig.2 The process of solving the security constrained low-carbon economic dispatch

$$|T_{lc}^k P^{CT,k} + T_{lg}^k P^{CT,k} + T_{lw}^k P^{WT,k} - T_{ll} P^{Load}| \leq P_1^{\max} \quad (33)$$

$$|P_{i,t}^k - P_{i,t}| \leq \Delta \quad (34)$$

$$P_{i,t} = \hat{P}_{i,t} \quad (\alpha_{i,t}^k) \quad (35)$$

$$P_{j,t} = \hat{P}_{j,t} \quad (\beta_{j,t}^k) \quad (36)$$

$$P_{i,t}^{WT} = \hat{P}_{i,t}^{WT} \quad (\gamma_{i,t}^k) \quad (37)$$

式中: ψ^k 为在故障 k 下系统功率缺口量; $m_{1,t}$ 、 $m_{2,t}$ 均为在故障 k 下的松弛变量;如果目标函数 ψ^k 大于零,Benders 割约束式(38)将会产生并添加到主问题中,以调整调度方案,使得所有调度方案均满足故障情况下的安全运行。

$$\psi^k + \sum_{i \in \Omega_c} \alpha_{i,t}^k (P_{i,t} - \hat{P}_{i,t}) + \sum_{j \in \Omega_c} \beta_{j,t}^k (P_{j,t} - \hat{P}_{j,t}) + \sum_{w \in \Omega_w} \gamma_{i,t}^k (P_{w,t}^{WT} - \hat{P}_{w,t}^{WT}) \leq 0 \quad (38)$$

通过上述主子问题的迭代求解能够较快获得满足安全约束的经济低碳调度方案,大大减少了计算时间。

4 算例分析

采用改进的 IEEE 39 节点系统进行算例分析,如图 3 所示,火电机组和风电机组参数详见文献[13,23];燃气机组参数参考文献[5]。本文的算例通过 GUROBI 软件进行优化求解。

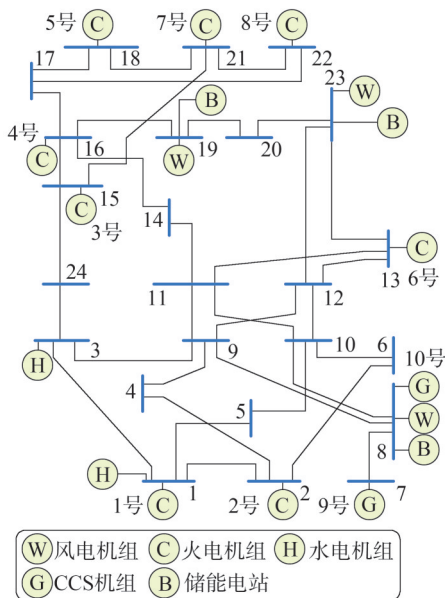


图3 改进的IEEE 39节点系统结构图

Fig.3 Modified IEEE 39 node system structure diagram

为验证本文所提安全约束经济低碳调度模型的

有效性,设置4个运行场景进行对比。场景1:不考虑碳排放约束,不考虑 $N-1$ 安全校核;场景2:考虑碳排放约束,不考虑 $N-1$ 安全校核;场景3:不考虑碳排放约束,考虑 $N-1$ 安全校核;场景4:考虑碳排放约束,考虑 $N-1$ 安全校核。

4.1 调度结果分析

考虑4种运行场景下系统的低碳经济调度情况,调度结果如表1所示。

表1 不同场景调度结果

Table 1 Scheduling results in four scenarios 单位:美元

| 成本类型 | 场景1 | 场景2 | 场景3 | 场景4 |
|--------|---------|---------|---------|---------|
| 火电燃料成本 | 448 865 | 355 921 | 586 050 | 405 411 |
| 火电启停成本 | 17 598 | 12 940 | 21 690 | 14 499 |
| 购气成本 | 0 | 135 694 | 0 | 359 025 |
| 弃风惩罚成本 | 75 663 | 46 201 | 93 192 | 53 130 |
| 碳排放成本 | 104 900 | 43 030 | 137 229 | 49 991 |
| 总成本 | 647 026 | 693 786 | 838 163 | 882 059 |

由表1可知,对比场景1,场景2的火电机组燃料成本、启停成本、弃风惩罚成本、碳排放成本分别减少了92 944美元、4 658美元、29 462美元、61 870美元;场景2的购气成本增加了135 694美元,总成本增加了46 760美元。主要是因为考虑了碳排放约束,系统减少火电机组的输出功率,增加了碳排放量较少的燃气机组的输出功率,并增大了风电机组的输出功率,从而减少了碳排放量,但是在一定程度上增加了总成本,这说明在调度过程中经济目标和环境目标是相互冲突的,即想要实现碳排放量的减少就一定会导致系统总成本的上升。

对比场景1,场景3的燃料成本和启停成本分别增加了137 185美元和4 092美元,弃风惩罚成本与碳排放成本分别增加了17 529美元和32 329美元,系统总成本增加了191 137美元。从上述结果可以发现,系统的各类成本相较不考虑 $N-1$ 故障时都有所增加,这主要是因为考虑了 $N-1$ 故障,为了保证系统安全稳定运行,系统将会增加成本较高的火电机组发电量,因此会增加系统的碳排放量以及总成本。

对比场景2,场景4的各类成本都有所上升,尤其增加了燃气机组的输出功率,大大增加了系统总

成本,这是因为考虑了系统安全约束和碳排放约束,系统运营商在调度时既要保证系统安全可靠供电又需要保证供电的低碳特性,从而碳排放量较少的燃气机组在调度时非常重要。增大燃气机组的输出功率会使得系统运行成本大大增加。

4.2 调度方案分析

图4—图7依次为场景1—场景4的机组调度结果。

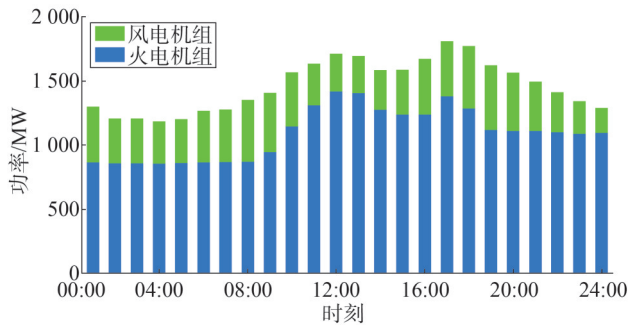


图4 场景1低碳经济调度结果

Fig.4 Low carbon economy dispatch results of case 1

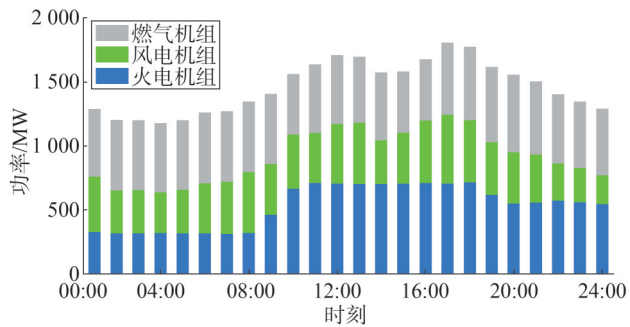


图5 场景2低碳经济调度结果

Fig.5 Low carbon economy dispatch results of case 2

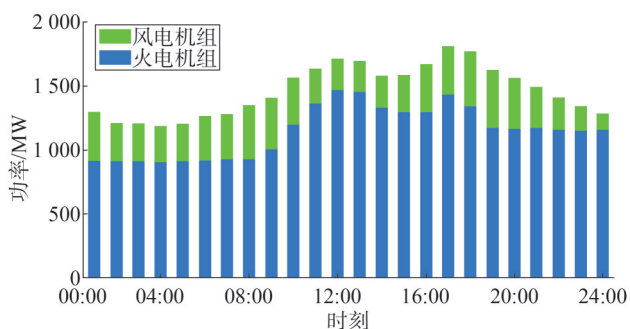


图6 场景3低碳经济调度结果

Fig.6 Low carbon economy dispatch results of case 3

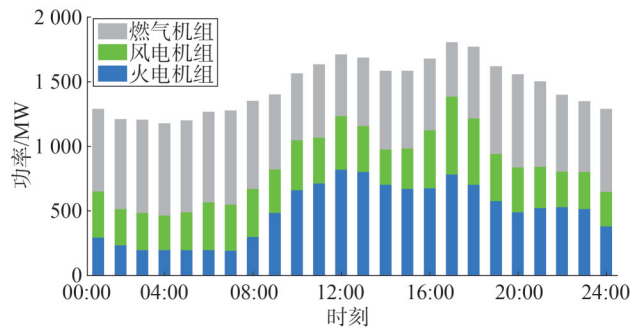


图7 场景4低碳经济调度结果

Fig.7 Low carbon economy dispatch results of case 4

由图4可知,在场景1中,燃气机组没有参与系统运行,这是因为燃气机组的运行成本较高,为了保证系统经济性,优先使用风电机组和火电机组出力,然而在此情况下,系统的碳排放量较高,污染较高。

由图5可知,在场景2中,燃气机组参与系统运行,此时为了保证碳排放约束,系统优先使用风电机组出力,然后根据系统的碳排放水平安排燃气机组和火电机组的出力。可以发现,在场景2中燃气机组出力占系统大部分出力,并在风电机组出力较少的时段(22:00—24:00)提高自身出力,以满足对系统负荷的可靠供电。

由图6可知,在场景3中,考虑了系统N-1故障校核过程,为了保证系统的可靠性,将会适当地增加火电机组的输出功率,并会增加发电成本较高的火电机组的输出功率,因此系统的经济性会下降,并且也会造成更高的碳排放量。此外,在此场景下,由于增加了火电机组的输出功率,系统的弃风功率将会增加,导致可再生能源的利用率下降,不利于系统消纳可再生能源。

由图7可知,在场景3的基础上,场景4考虑了碳排放约束,由于燃气发电机具有较快的启动和响应速度,且排放较低,在各个时段内,均增大了燃气机组的输出功率,并减少火电机组的输出功率,以减少系统的碳排放量。此外,增加燃气机组的输出功率也能够系统在出现故障的时候保证负荷可靠供电。

4.3 可再生能源利用率分析

为了分析系统在各个场景下的可再生能源利用率,对比不同场景下弃风功率如图8所示。由图8

可知,场景3中的弃风量最多,这主要是该场景不考虑碳排放约束,系统为了经济运行选择成本更低的火电机组进行发电,而为了保证火电机组的最小输出功率,系统所能消纳的可再生能源就随之下降,弃风量增加,并且为了保证系统可靠供电,会增加火电机组输出功率,在此情况下风电出力高峰时期系统将会出现很严重的弃风现象;场景1与场景3类似,不考虑碳排放约束下,将会造成系统较大的弃风量。而对于场景2和场景4,考虑了碳排放约束,系统尽可能地保证风电功率的消纳,因此在这两种场景下,弃风量相对较少。而对比场景2和场景4,由于场景4考虑了系统 $N-1$ 安全校核,为保证系统的可靠性,燃气机组输出功率较高,因此导致产生比场景2更高的弃风量。

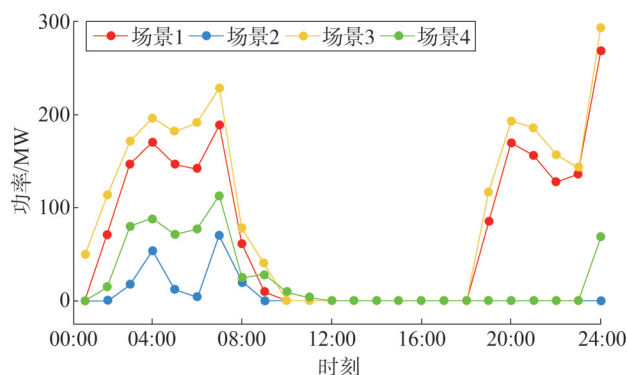


图8 四种场景下弃风量结果

Fig.8 Wind power curtailment results of four cases

4.4 碳减排率分析

对比不同碳减排率对系统总成本和碳排放量的影响如图9所示。考虑0%、10%、20%和30%4种不同的碳排放量,分析其对总运行成本和碳排放的影响。可以看出,随着碳减排率的增加,碳排放量呈下降趋势。此外,由此产生的碳排放量减少与碳减排率成正比,这表明碳排放限制式(23)在成本最小化问题中始终具有约束力。随着碳减排率的增加,总运行成本随之增加,这是因为随着碳减排率的增加系统更倾向于利用成本更高的燃气机组进行发电,这样相应地增加了系统总运行成本。

4.5 算法性能分析

主问题、子问题迭代过程中两个子问题不可行

量度的收敛过程如图10所示,子问题1迭代在4次之内收敛,而子问题2在7次迭代内收敛,迭代计算时长分别为2.6 s和6.9 s。

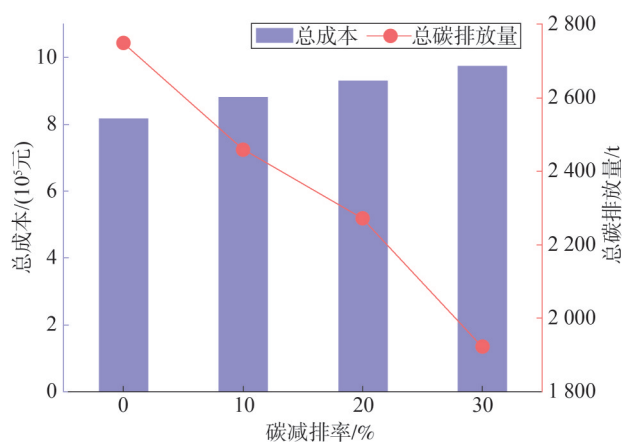


图9 碳减排率对调度结果的影响

Fig.9 The impact of CRR on scheduling results

此外,为了验证本文所提算法的高效性,算例对比分析了本文所提算法与传统直接用求解器计算以及两种典型智能优化算法(遗传算法^[24]和粒子群算法^[25])的性能差异,如表2所示。

由表2可见,由于考虑 $N-1$ 安全校核经济调度模型包含大量约束条件,直接求解效率较低;而本文所提出的基于Benders分解算法的主问题、子问题迭代方法将约束条件解耦,将经济低碳调度问题和正常状态及故障状态的安全校核分开进行计算,减少了计算规模,计算时间缩短了58.1%,计算效率显著提高。另外,通过本文所提出的算法所得最优目标函数与商业求解器GUROBI直接求解所得结果几乎没有差别,说明本文所提算法有着较好的收敛精度。

另外,与两种常用智能优化算法求解结果进行对比可以看出,本文所提Benders分解算法能够在短时间内快速高效找到最优解;遗传算法和粒子群算法求解时间远高于Benders分解算法与求解器直接求解,但并未寻找到模型的最优解,而是收敛于次优解。因而本文所提Benders分解算法更有利于新能源电力系统最终实现低碳经济安全运行。

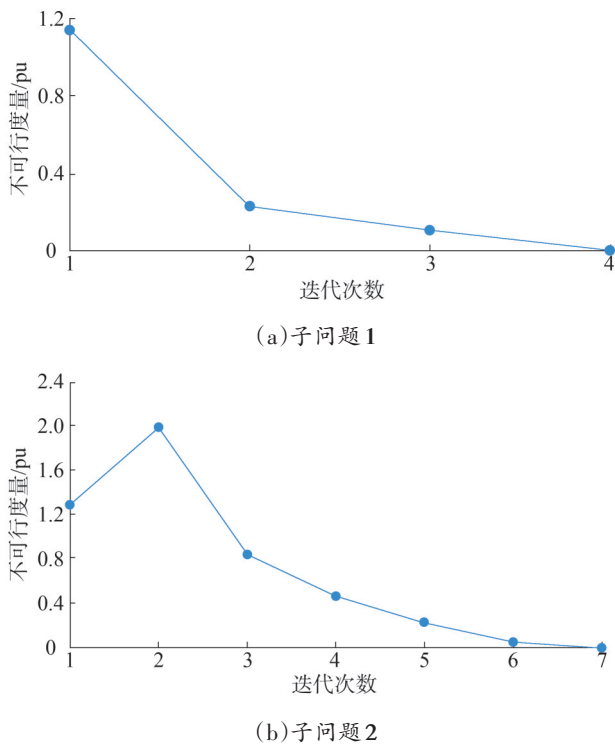


图10 子问题迭代收敛过程

Fig.10 The iterative convergence process of sub-problems

表2 两种算法性能对比分析

Table 2 Performance of two algorithms

| 计算方法 | 计算时间/s | 最优目标函数/元 |
|-------------|--------|-----------|
| 本文方法 | 9.5 | 882 059 |
| Gurobi 直接求解 | 22.7 | 882 012 |
| 遗传算法 | 247.4 | 1 169 347 |
| 粒子群算法 | 196.2 | 1 027 841 |

5 结论

本文提出了一种考虑 $N-1$ 安全约束的电力系统经济低碳调度方法,通过在目标函数中考虑碳排放成本和约束条件中考虑碳减排约束来实现系统的低碳经济运行,并利用算例分析得到结论如下:

1)通过在调度过程中考虑碳排放成本和碳减排约束能减少火电机组出力,增加燃气机组出力,以实现系统碳减排目标。

2)考虑 $N-1$ 安全约束能够实现系统安全可靠供电,但也会在一定程度上增加系统总成本和碳排放量。

3)通过对不同碳减排率下的系统调度结果进行

对比可以发现,系统的总成本随着碳减排率的增加而增加,而系统碳排放量随着碳减排率的增加而减少。

4)与直接通过商业求解器进行求解结果进行对比,可以发现本文所使用的 Benders 分解方法有着好的收敛性,并且能够提高求解的效率。

后续研究将深入考虑风电等可再生能源输出功率的不确定性的新能源电力系统低碳经济安全调度模型,提出有效处理上述不确定性的建模方法。

参考文献

[1] 习近平在第七十五届联合国大会一般性辩论上发表重要讲话 [EB/OL]. (2020-09-22) [2024-06-07]. http://www.xinhuanet.com/politics/2020-09/22/c_1126527647.htm.

[2] 赵泽明,刘敏.考虑碳捕集技术的虚拟电厂热电联合优化[J].分布式能源,2023,8(1):30-38.
ZHAO Zeming, LIU Min. Combined heat and power optimization for virtual power plants considering carbon capture technologies [J]. Distributed Energy, 2023, 8(1): 30-38.

[3] 王利猛,刘雪梦,李扬,等.阶梯式碳交易机制下考虑需求响应的综合能源系统低碳优化调度[J].电力建设,2024,45(2):102-114.
WANG Limeng, LIU Xuemeng, LI Yang, et al. Low-carbon optimal dispatch of integrated energy system considering demand response under the tiered carbon trading mechanism [J]. Electric Power Construction, 2024, 45(2): 102-114.

[4] KANG C Q, ZHOU T R, CHEN Q X, et al. Carbon emission flow from generation to demand: a network-based model [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2015, 6(5): 2386-2394.

[5] 邢家维,程艳,于芃,等.基于合作博弈的多园区互联综合能源系统低碳经济调度[J].山东电力技术,2024,51(5):19-29.
XING Jiawei, CHENG Yan, YU Peng, et al. Low-carbon economic scheduling of multiple interconnected park-level integrated energy systems based on cooperative game [J]. Shandong Electric Power, 2024, 51(5): 19-29.

[6] ZHONG X Q, ZHONG W F, LIU Y, et al. Optimal energy management for multi-energy multi-microgrid networks considering carbon emission limitations [J]. Energy, 2022, 246: 123428.

[7] JIN J L, ZHOU P, LI C Y, et al. Low-carbon power dispatch with wind power based on carbon trading mechanism [J]. Energy, 2019, 170: 250-260.

[8] LIU F, BIE Z H, LIU S Y, et al. Day-ahead optimal dispatch for wind integrated power system considering zonal reserve requirements [J]. Applied Energy, 2017, 188: 399-408.

[9] AMJADY N, ANSARI M R. Security-constrained unit commitment

- considering hydro units and AC network modeling by a new hybrid solution method composed of benders decomposition and outer approximation[J].Electric Power Components and Systems, 2012, 40(13):1445-1469.
- [10] ZHANG G M, WANG W, CHEN Z Y, et al. Modeling and optimal dispatch of a carbon-cycle integrated energy system for low-carbon and economic operation[J].Energy, 2022, 240:122795.
- [11] 林从城,方万煜.含风电场的水火电力系统的多目标优化调度[J].山东电力技术,2019,46(10):7-12.
LIN Congcheng, FANG Wanyu. Multi-objective optimal dispatch of power system with wind farms[J].Shandong Electric Power, 2019, 46(10):7-12.
- [12] 刘闯,孙傲,王艺博,等.计及电熔镁负荷与储能联合调峰的电力系统日前-日内联合经济调度方法[J].电力自动化设备, 2022,42(2):8-15.
LIU Chuang, SUN Ao, WANG Yibo, et al. Day-ahead and intra-day joint economic dispatching method of electric power system considering combined peak-shaving of fused magnesium load and energy storage[J].Electric Power Automation Equipment, 2022, 42(2):8-15.
- [13] 杨佳俊,龙森,卢怡含,等.考虑风电并网的电力系统经济调度[J].山东电力技术,2015,42(4):38-42.
YANG Jiajun, LONG Miao, LU Yihan, et al. Power system economic dispatch for accommodating wind power integration[J]. Shandong Electric Power, 2015, 42(4):38-42.
- [14] 崔杨,邓贵波,赵钰婷,等.考虑源荷低碳特性互补的含风电电力系统经济调度[J].中国电机工程学报,2021,41(14):4799-4815.
CUI Yang, DENG Guibo, ZHAO Yuting, et al. Economic dispatch of power system with wind power considering the complementarity of low-carbon characteristics of source side and load side[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(14):4799-4815.
- [15] XIANG Y, WU G, SHEN X D, et al. Low-carbon economic dispatch of electricity-gas systems[J].Energy, 2021, 226:120267.
- [16] 黄丽平,王逸飞,郭俊韬,等.考虑电网载荷均衡度及N-1安全约束的防灾经济调度[J].电力系统自动化,2020,44(13):56-63.
HUANG Liping, WANG Yifei, GUO Juntao, et al. Economic dispatch for disaster prevention considering load rate homogeneity of power grid and N-1 security constraints[J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(13):56-63.
- [17] LI Z S, GUO Q L, SUN H B, et al. Coordinated economic dispatch of coupled transmission and distribution systems using heterogeneous decomposition[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2016, 31(6):4817-4830.
- [18] 许丹,梁访,黄国栋,等.考虑多级调度的跨省区大电网安全约束经济调度模型[J].电力系统自动化,2019,43(22):94-100.
XU Dan, LIANG Fang, HUANG Guodong, et al. Security constrained economic dispatch model of inter-provincial power grid considering multi-level dispatch[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(22):94-100.
- [19] GARCÍA-MUÑOZ F, DÁVILA S, QUEZADA F. A Benders decomposition approach for solving a two-stage local energy market problem under uncertainty[J].Applied Energy, 2023, 329:120226.
- [20] 田建芳,毛亚珊,翟桥柱,等.基于风电消纳能力评估的安全约束经济调度方法[J].电网技术,2015,39(9):2398-2403.
TIAN Jianfang, MAO Yashan, ZHAI Qiaozhu, et al. Security constrained unit commitment with wind power based on evaluation of wind power penetration capacity[J].Power System Technology, 2015, 39(9):2398-2403.
- [21] SHAO C Z, DING Y, WANG J H. A low-carbon economic dispatch model incorporated with consumption-side emission penalty scheme[J].Applied Energy, 2019, 238:1084-1092.
- [22] LOTFJOU A, SHAHIDEHPOUR M, FU Y, et al. Security-constrained unit commitment with AC/DC transmission systems[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2010, 25(1):531-542.
- [23] WANG J H, SHAHIDEHPOUR M, LI Z Y. Security-constrained unit commitment with volatile wind power generation[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2008, 23(3):1319-1327.
- [24] 梅明伟,张全起.基于遗传算法的配电线路分支开关优化配置[J].山东电力技术,2014,41(1):54-56.
MEI Mingwei, ZHANG Quanqi. Discussion on distribution lines branch breaker optimized configuration based on genetic algorithm[J].Shandong Electric Power, 2014, 41(1):54-56.
- [25] 徐超,缪苗,许高俊,等.考虑风电季节特性的中长期机组检修计划研究[J].山东电力技术,2017,44(1):23-28.
XU Chao, MIAO Miao, XU Gaojun, et al. Medium and long-term units maintenance scheduling study considering seasonal characteristics of wind power[J].Shandong Electric Power, 2017, 44(1):23-28.

收稿日期:2024-10-08

修回日期:2025-03-19

作者简介:

郭 岩(1993),男,博士,工程师,主要研究方向为电网调度运行与控制等;

杨 凡(1993),通信作者(yf16922202@126.com),男,硕士,工程师,主要研究方向为电力系统实时运行管理、电网调度运行与控制、电力调度云平台等;

邱生敏(1985),男,硕士,工程师,主要研究方向为电网调度运行与控制等。

(责任编辑 郑天茹)

DOI: 10.20097/j.cnki.issn1007-9904.240368

基于CWOA-BiLSTM的光伏功率双层预测结构建模及研究

仇志鑫^{1*}, 唐亮¹, 王洪礼²

(1. 山东电力工程咨询院有限公司, 山东 济南 250100; 2. 济南大学, 山东 济南 250000)

摘要: 光伏发电的不确定性, 给电力系统的稳定运行带来了挑战, 准确的光伏功率预测可以帮助解决这种问题。本研究旨在探索基于混沌搜索策略的鲸鱼优化算法 (whale optimization algorithm based on chaotic search strategy, CWOA) 和双向长短期记忆网络 (bidirectional long short-term memory network, BiLSTM) 的光伏功率双层预测结构, 以提高光伏功率预测的准确性和稳定性。首先, 利用 Tent 反向映射的种群初始化生成初始种群; 其次, 利用 CWOA 不断迭代优化, 输出 BiLSTM 最优参数; 最后, 通过给 CWOA-BiLSTM 模型输入真实的光伏功率历史数据进行训练和验证。通过算例分析可得, 所提模型相比于基于鲸鱼优化算法 (whale optimization algorithm, WOA) 和 BiLSTM 的模型, 其平均绝对误差、均方误差和根均方误差分别降低 17.71%、25.70%、14.00%; 相比于 BiLSTM 模型, 其平均绝对误差、均方误差和根均方误差分别降低 86.11%、94.92%、77.71%, 且其决定系数更高, 分别提升了 0.28% 和 21.84%。

关键词: 光伏功率预测; 机器学习; 鲸鱼优化算法; 双向长短期记忆网络

中图分类号: TM615

文献标志码: A

文章编号: 1007-9904(2025)11-0118-11

Modeling and Study of a Two-layer Prediction Structure for Photovoltaic Power Based on CWOA-BiLSTM

QIU Zhixin^{1*}, TANG Liang¹, WANG Hongli²

(1. Shandong Electric Power Engineering Consulting Institute Co., Ltd., Jinan 250100, China;

2. University of Jinan, Jinan 250000, China)

Abstract: The uncertainty of photovoltaic power generation has brought challenges to the stable operation of the power system. Accurate photovoltaic power prediction can help solve this problem. This study aims to investigate a two-layer prediction structure for photovoltaic power, combining the whale optimization algorithm based on chaotic search strategy and the bidirectional long short-term memory network (CWOA-BiLSTM) to improve the accuracy and stability of photovoltaic power prediction. Firstly, the initial population is generated through population initialization using the reverse mapping of Tent; secondly, the whale optimisation algorithm based on chaotic search strategy (CWOA) is used to continuously iteratively optimize, and the optimal parameters of the bidirectional long short-term memory network (BiLSTM) are output; finally, the CWOA-BiLSTM model is trained and verified by inputting real photovoltaic power history data. Through example analysis, it can be found that compared with the whale optimization algorithm (WOA) - BiLSTM model, the mean absolute error, mean square error and root mean square error of the proposed model are reduced by 17.71%, 25.70% and 14.00%, respectively; compared with the BiLSTM model, the mean absolute error, mean square error and root mean square error are reduced by 86.11%, 94.92% and 77.71% respectively, and its determination coefficient is higher, with increases of by 0.28% and 21.84%, respectively.

Keywords: photovoltaic power prediction; machine learning; whale optimization algorithm; bidirectional long short-term memory network

0 引言

光伏发电是一种清洁、可再生的能源, 在能源占比中不断增大, 为减少碳排放贡献出了巨大的力

量。然而, 随着光伏装机容量的不断增长, 其不稳定性这一主要缺点对电力系统所造成的潜在影响也在不断增大。太阳能的辐照强度会直接影响光伏发电的功率输出; 而光伏电站周围的温度也会对

光伏组件的性能产生影响,尤其是在夏季极其炎热或冬季极其寒冷的天气条件下,光伏组件的性能可能会有所下降;此外,如干旱、洪水、风暴等气候因素也会对电网产生不可预测的影响。季节变化同样不容忽视,不同地区的日照时间和季节变化可能导致发电量的大幅波动。所有这些因素都增加了电网在调度光伏发电输入的复杂性,因此,我们需要新的技术和策略来预测光伏功率输出,确保电网的稳定性和安全性。对光伏功率进行预测,不仅可以增强电力系统的稳定性,还能提高光伏发电这一清洁且可再生的能源利用率。

在以往的统计方法中,例如,时间序列分析、回归分析等,主要通过建立数学模型对历史光伏功率数据进行分析,可以找出其中的规律和趋势,从而进行预测。然而这些统计方法通常是基于简化的假设思想,难以处理光伏功率数据的非线性、非稳态特性。近年来,深度学习快速发展,已经广泛运用于光伏发电系统中的功率预测中,众多科研工作者提出了许多优化算法和深度学习相结合的模型。文献[1]介绍了一种基于鲸鱼优化算法(whale optimization algorithm, WOA)的双向长短期记忆神经网络(bidirectional long short term memory network, BiLSTM)模型,相较于长短期记忆网络(long short-term memory network, LSTM)与 BiLSTM 预测模型,WOA-BiLSTM 模型可以在一定程度上提高预测的精度。文献[2]介绍了一种改进灰狼算法优化 LSTM 的预测模型,获得了相较于 LSTM 更准确的模型。文献[3]提出了一种基于注意力机制的小波分解的 BiLSTM 模型,得到优于普通 BiLSTM 能力的模型。文献[4]提出了一种互补集合经验模态分解-BiLSTM-随机森林回归模型。文献[5]提出一种对时间戳进行特征提取的梯度提升算法(categorical boosting, CatBoost)和 LSTM 组合的光伏短期发电功率预测模型。文献[6]提出一种考虑数据分解和进化捕食策略的 BiLSTM 短期光伏发电功率预测模型。文献[7]提出一种 BiLSTM-门控循环单元算法,获得一种比 BiLSTM 与门控循环单元基准模型误差更小的深度学习模型。文献[8]提出一种基于 LSTM 和贝叶斯优化的预测模型,通过贝叶斯优化算法调整

模型的超参数,以提高预测准确性。然而,上述许多算法存在精度差或者算法复杂等问题,需要花费大量时间寻找模型最优参数。

为解决以上问题,提出一种基于混沌搜索策略的鲸鱼优化算法(whale optimization algorithm based on the chaotic search strategy, CWOA)与 BiLSTM 结合的光伏功率预测模型,相较于 LSTM, BiLSTM 可以更好地捕捉序列数据中的上下文信息,可以更好地预测光伏功率。一个适宜的初始参数对神经网络的性能至关重要,通过 CWOA 算法优化 BiLSTM 的特定参数,构建 CWOA-BiLSTM 模型,优化后的初始参数能够提升 BiLSTM 网络的性能,从而提高光伏功率预测的准确性和速度。

1 建模算法原理与基础

1.1 WOA原理及特点

WOA 是一种灵感来源于座头鲸的捕食行为的启发式全局优化算法,WOA 模拟了座头鲸捕食时的 3 种主要行为^[9-12]:包围猎物、螺旋式更新和随机搜索。在算法运行过程中,首先随机初始化一个鲸鱼种群,即候选解集^[13]。算法继续通过计算每个个体的适应度来评估它们对问题解的质量。该算法通过模拟鲸鱼在海洋中的狩猎行为,将问题的解空间视为海洋,将问题的解视为鲸鱼,通过鲸鱼的群体协作和个体行为来寻找问题的最优解^[14-15]。WOA 策略如下:

1)包围猎物。

在随机生成的鲸鱼种群中,每个个体的位置都是一个解^[16]。通过模拟鲸鱼包围猎物的捕食过程,更新解的位置,公式为

$$\mathbf{X}^{t+1} = \mathbf{X}_{\text{gbest}}^t - A \cdot |C \cdot \mathbf{X}_{\text{gbest}}^t - \mathbf{X}^t| \quad (1)$$

式中: t 为当前的迭代次数; $\mathbf{X}^t = [X_1^t, X_2^t, \dots, X_b^t]$ 为当前的位置向量; $\mathbf{X}_{\text{gbest}}^t = [X_{\text{gbest}1}^t, X_{\text{gbest}2}^t, \dots, X_{\text{gbest}D}^t]$ 为当前全局最优位置向量; D 为向量维数;向量系数 A 和 C 定义如式(2)和式(3)所示。

$$A = 2a \cdot r_{\text{and}1} - a \quad (2)$$

$$C = 2 \cdot r_{\text{and}2} \quad (3)$$

式中: $r_{\text{and}1}$ 和 $r_{\text{and}2}$ 分别为 $[0, 1]$ 范围内均匀分布产生的随机数; a 为收敛因子,随迭代次数 t 从 2 线性减

小到0,即

$$a = 2 - 2t/t_{\max} \quad (4)$$

式中: t_{\max} 为最大迭代次数。

2) 泡泡网攻击。

座头鲸通过向上的螺旋动作和逐步缩小的包围圈捕捉猎物。为在优化算法中模拟这一捕食策略,引入收缩包围策略和螺旋式位置更新两种方法^[17-19]。

收缩包围策略通过逐渐减少收敛因子 a 来实现。随着 a 的减小,向量系数 A 的波动范围也相应缩小。具体而言,当收敛因子 a 在迭代中从2降至0时,向量系数 A 的波动范围从 $[-a, a]$ 变为 $[-1, 1]$ 的随机值范围。当 A 在这个范围内时,鲸鱼在第 $t+1$ 次迭代的位置可在第 t 次迭代的位置与全局最优位置之间的任意点,表明鲸鱼在不断缩小的包围圈内移动。

在螺旋捕食策略中,鲸鱼通过螺旋运动向猎物游动,其数学模型可以表示为^[20]

$$X^{t+1} = X_{\text{gbest}}^t + Q \cdot e^{bl} \cdot \cos(2\pi l) \quad (5)$$

式中: Q 为当前鲸鱼个体的位置与领导者位置(当前最优解的鲸鱼个体位置)之间的距离, $Q = |X_{\text{gbest}}^t - X^t|$; b 为保障模拟螺旋运动的一个常数; l 为随机数, $l \in [-1, 1]$ 。

为了模拟鲸鱼在猎物收缩圈周围同步沿着螺旋路径游动的行为,本文选择在一个 $[-1, 1]$ 范围内随机数 p 的作用下,随机进行收缩包围机制或者螺旋更新位置,这两种行为执行概率均为0.5,同步行为的数学模型为

$$X^{t+1} = \begin{cases} X_{\text{gbest}}^t - A \cdot |C \cdot (X_{\text{gbest}}^t - X^t)|, p < 0.5 \\ X_{\text{gbest}}^t + Q \cdot e^{bl} \cdot \cos(2\pi l), p \geq 0.5 \end{cases} \quad (6)$$

3) 随机搜索。

当检测 $|A|$ 大于1时,表示此时此鲸鱼个体的搜索范围在收缩包围圈外面,此时,当前的鲸鱼个体会根据自身与其他鲸鱼个体的位置关系进行随机搜索,其数学模型为

$$X^{t+1} = X_{\text{rand}}^t - A \cdot |C \cdot (X_{\text{rand}}^t - X^t)| \quad (7)$$

式中: X_{rand}^t 为随机鲸鱼个体第 t 次迭代的位置向量。

为模拟鲸鱼围绕猎物缩小圈同步螺旋移动的自然行为,采用WOA,设定关键参数向量系数 A 和 C 。

特别是, A 的设置会决定WOA是充分探索还是在局部挖掘。当 $|A|$ 超过1时,意味着鲸鱼正在拓宽搜索范围,寻找更好的答案,这反映了鲸鱼优化的综合搜索能力。另一方面,当 $|A|$ 小于1时,鲸鱼种群会在小区域内进行深度勘探,显示了WOA精确的小范围挖掘能力。参数 A 的实际值很大程度上取决于收敛因子 a 的调整:收敛因子 a 越高,算法的全局搜索功能越强,有助于避免局部最优解的困境;较低的收敛因子提高了算法的局部搜索效率,加快了收敛过程^[21-25]。

1.2 BiLSTM算法原理及特点

BiLSTM是根据循环神经网络改进而来的一种神经网络,其能够迅速捕捉对时间序列数据中的长期依赖关系,并且通过双向传递信息,可以同时考虑过去和未来的数据关系,因此,其算法在数据处理领域具有较强的优越性。因为BiLSTM拥有双向的传递线路,使得其不仅考虑了序列数据的前向依赖关系,还同时考虑了后向依赖关系,从而能够更全面地捕捉序列中的上下文信息^[26]。由于天气、季节、时间等多种因素都会对光伏发电产生影响,BiLSTM能有效地将上述因素有机地融合起来,从而提高对光伏发电的预测精度。同时,BiLSTM模型可以更好地处理长期的相关性。在光伏功率预测中,通过输入光伏发电相关数据,利用BiLSTM网络进行训练,便可对光伏功率进行预测。因此,BiLSTM在光伏功率预测中有着很大的应用前景。

1.3 CWOA改进算法原理及特点

CWOA是在传统WOA的基础上,引入混沌理论以增强其搜索能力的改进算法。混沌理论通过引入非线性动态系统的行为特征,以解决算法局部死区问题,从而提高寻优能力。CWOA利用混沌序列的随机性和遍历性,对鲸鱼的位置进行更新,从而更全面地探索解空间。

在CWOA中,混沌映射如tent映射被用来生成初始种群或用于在迭代过程中动态调整参数,以维持搜索的多样性和复杂性。这使得算法在面对复杂的多峰优化问题时,能够更有效地找到全局最优解,并具备更强的适应和鲁棒性。

初始种群的质量会直接影响算法的精度及其收

敛的迅速性,具有高多样性的初始种群对提升算法的整体表现极为重要。然而,由于在初始种群的生成时没有依据,随机生成初始种群可能多样性较低,在整个解集中分布不均匀。因此,CWOA算法引入了基于混沌和反向学习的初始化策略,采用Tent混沌映射,使得初始种群的位置更加丰富。

假设初始种群的数量为 N ,采用Tent混沌映射,在 D 维欧氏空间中生成混沌序列 $y = \{y_{id}, i = 1, 2, \dots, N; d = 1, 2, \dots, D\}$,Tent混沌映射函数表达式为

$$y_{i+1,d} = \begin{cases} 2y_{id}, & y_{id} < 0.5 \\ 2(1 - y_{id}), & y_{id} \geq 0.5 \end{cases} \quad (8)$$

将混沌序列映射到解空间中,得到种群 $Z = \{Z_{id}, i = 1, 2, \dots, N; d = 1, 2, \dots, D\}$,种群个体 Z_{id} 表示为

$$Z_{id} = Z_{mind} + y_{id} \cdot (Z_{maxd} - Z_{mind}) \quad (9)$$

式中: Z_{id} 为第 i 个种群个体的第 d 维码值; Z_{maxd} 和 Z_{mind} 为 Z_{id} 的搜索上下界。

由种群 Z 计算反向种群 $Y = \{Y_{id}, i = 1, 2, \dots, N; d = 1, 2, \dots, D\}$,反向种群个体 Y_{id} 表示为

$$Y_{id} = Z_{mind} + Z_{maxd} - Z_{id} \quad (10)$$

种群 Z 与反向种群 Y 合并,得到新种群 $\{ZUY\}$,计算其适应度,对适应度进行排序,取前 N 个作为初始种群 X_1, X_2, \dots, X_N (每个个体 X_i 对应式(1))。

WOA迭代过程中,收敛系数 a 从2依次递减至0,但此更新迭代方式不能充分体现其算法优势。文献[9]中引入非线性更新的收敛因子,该策略下收敛因子会实时变化,具有非线性时变特性。文献[10]通过使用逻辑自映射函数生成具有良好遍历性的混沌序列,对收敛因子进行混沌扰动,从而提出一种具有混沌扰动的非线性时变更新策略。具体的更新公式为

$$a = a_{initial} \cdot |y_0^t| - (a_{initial} - a_{final}) \cdot \tan(0.875 \cdot \frac{t}{t_{max}}) \quad (11)$$

式中: $a_{initial}$ 为 a 的初始值; a_{final} 为 a 的最终值; $y_0^t = 1 - 2(y_0^{t-1})^2, y_0^t \in (-1, 1)$ 为第 t 次迭代自逻辑映射函数生成的随机数; t_{max} 为最高迭代次数。

除收敛因子外,本文也对惯性权重的更新加入

混沌扰动,更新公式为

$$\omega = \omega_{final} \cdot |y_0^t| + (\omega_{initial} - \omega_{final}) \cdot (\frac{t_{max} - t}{t_{max}})^2 \quad (12)$$

式中: $\omega_{initial}$ 和 ω_{final} 分别为惯性权重 ω 的初始值和终值。

通过设置收敛因子和惯性权重,优化混沌扰动更新,以保持探索和开发之间的动态平衡,同时优化个体位置和螺旋更新策略。当前公式如式(1)和式(5)所示。

在WOA的执行多次迭代以后,鲸鱼个体会向了领导者位置集中,各个个体的位置更新仅仅是在领导者周围很小的范围内更新,但最优解可能在这个范围以外。CWOA算法通过引入对当前鲸鱼个体的混沌搜索,以避免过早收敛于非最优解。通过已找到的最佳位置向量 $X_{gbest}^t = (X_{gbest1}^t, X_{gbest2}^t, \dots, X_{gbestD}^t)$,在其周围进行了混沌搜索,混沌搜索的关键步骤如下,首先将各个维度的位置映射到区间 $(-1, 1)$,其 d 维位置 X_{gbestd} 映射公式为

$$y_{gbestd}^t = \frac{2(X_{gbestd}^t - X_{mind})}{X_{maxd} - X_{mind}} - 1 \quad (13)$$

式中: X_{mind} 和 X_{maxd} 为初始种群第 i 个个体第 d 维位置 X_{id} 的搜索上下界。

再引入混沌变量产出 $y_{gbestd}^t (t_c = 1, 2, \dots, t_{cmax})$,其中 t_{cmax} 表示设置的最大最优个体混沌搜索次数, $y_{gbestd}^t \in (-1, 1)$ 。公式为

$$y_{gbestd}^t = 1 - (y_{gbestd}^t)^2 \quad (14)$$

然后反映射到原来的范围内,产生新最优个体位置 X'_{gbestd} ,公式为

$$X'_{gbestd} = \frac{1}{2}(X_{maxd} - X_{mind}) \cdot y_{gbestd}^t + \frac{1}{2}(X_{maxd} + X_{mind}) \quad (15)$$

最后将位置参数赋给BiLSTM进行训练并计算适应度,对比 X_{gbestd} 和 X'_{gbestd} 的适应度后选取适应度更好的位置作为最优位置。

2 基于CWOA-BiLSTM的光伏功率双层预测建模

2.1 双层预测结构

在获取相关的光伏发电的数据后,建立一个BiLSTM模型并输入光伏发电数据对模型进行训

练。在模型训练中, BiLSTM 不断优化数据中的相关性, 总结学习出光伏发电量与各种影响因素之间的函数关系。BiLSTM 模型训练后, 即可进行光伏功率预测, 因此, BiLSTM 构成了双层预测结构的底层结构。

然而, 初始参数的设置对于深度学习模型至关重要, 通过设置更适宜的初始参数可以使深度学习模型获得更好的性能, 不仅可以减少迭代次数、加快模型的训练参数, 还能提升算法的稳定性、减少过度拟合的风险。因此, BiLSTM 初始参数的选定就成为一个至关重要的步骤, 尝试通过引入优化算法, 通过优化算法的优化能力不断地调整初始参数, 从而获得更加适宜光伏功率预测的初始参数, 使得模型能够拥有更好的性能进行光伏功率预测。

文献[11]中运用 CWOA 优化极限学习机输入权值和偏置, 获得了具有更高的预测精度的短期电力负荷预测模型。文献[12]中运用 CWOA 优化人工神经网络的最优权重与神经元阈值, 获得了收敛速度快、预测精度高的电缆接头阻水性能评估模型。

在光伏功率预测中, CWOA 可以被用于训练 BiLSTM 预测模型的参数, 从而提高预测的准确性和可靠性。优化的参数包括第一及第二隐含层节点数、最大训练次数、初始学习率, 使得 BiLSTM 拥有更好的训练参数, 从而更好地训练预测网络。因此, CWOA 构成了双层预测结构的上层结构。

综上所述, 基于 CWOA-BiLSTM 的光伏功率双层预测算法是结合 CWOA 和 BiLSTM 的优点, 因此能更好地实现光伏功率预测。

2.2 建模流程和实现方法

基于 CWOA-BiLSTM 的光伏功率双层预测算法的建模流程如图 1 所示。

1) 数据收集和预处理。

数据收集: 收集相关的光伏发电数据, 这可能包括历史功率输出、天气条件(如太阳辐射、温度、风速等)、时间信息(时刻、日期等)。

预处理: 使收集到的数据规范化、归一化等, 以便于模型处理。根据光伏发电的特点和历史数据的

分析, 选取对光伏功率预测有帮助的特征, 如日照强度、温度等环境因素以及时间特征如小时、季节等。可能还会考虑过去一段时间内的功率输出作为输入特征, 以利用时间序列的自相关性。

以山东聊城某光伏电站的历史数据为基础, 基于已有的历史数据, 选取辐照强度、温度和时刻功率作为输入数据。在预处理中, 数据归一化是一项极其重要的工作, 归一化后的数据可以使得网络中的权重得到更有效的调整, 从而提高模型的预测性能。归一化后的数据, 可以使得网络中的权重得到更有效的调整, 从而提高模型的预测性能, 还可以防止梯度消失或爆炸和增强模型泛化能力。

通过混沌映射获得初始种群, 相较于原先随机生成的种群分布更广, 计算并挑取适应度更优的种群作为初始种群, 获得了比 WOA 更具有优良多样性的混沌初始种群。

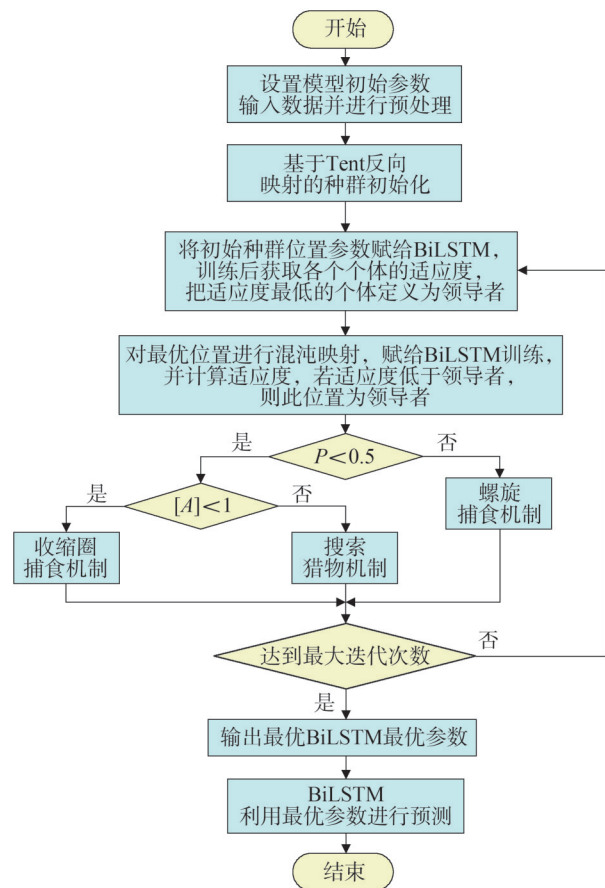


图1 模型流程

Fig.1 Model flow chart

2)寻找初始种群的最优解。

在初始种群生成后,将每个个体的位置赋给BiLSTM(这些位置对应着BiLSTM的初始训练参数),之后BiLSTM根据提供的数据进行训练和预测,并得出适应度,适应度是对应一个给定问题解决能力的一种度量(在此程序中定义为根均方误差),程序会计算所有初始个体对应适应度,最低的适应度即最优解,此最优解即为领导者。

3)最优个体混沌搜索策略。

为避免过早收敛的问题,使用混沌优化算法对个体位置进行搜索,用执行混沌搜索策略后的位置进行BiLSTM训练,并进行预测得出适应度。如果执行混沌搜索策略后的位置适应度低于执行混沌搜索策略前,则执行混沌搜索策略后的位置为领导者。如果执行混沌搜索策略后的位置适应度高于执行混沌搜索策略前,则领导者位置不变。

4)执行CWOA,寻找BiLSTM最优解。

通过模仿鲸鱼的捕食行为,各个鲸鱼个体不断地朝向领导者(最优解)游动,在执行完毕上述捕食策略的执行公式后,各个鲸鱼个体的位置便会更新,并将其位置设置为BiLSTM网络的初始参数,在每次执行完毕一次算法计算后,位置便会再次赋给CWOA进行训练,并得出适应度,若当前位

置适应度低于当前领导者的适应度,则更新此时适应度更低的位置作为领导者。不断地执行基于混沌搜索策略的鲸鱼优化算法,直至最大的迭代参数,循环结束,输出最后的领导者位置(即优化好的第一和第二隐含层节点数、最大训练次数、初始学习率)。

3 算例分析

3.1 CWOA-BiLSTM超短期模型预测效果

处理某算例光伏发电历史数据,在3月、6月、9月和12月中分别选取4个典型晴天数据,分别表示春夏秋冬4个季节,对模型进行训练及预测,每15 min选取一个数据即一天选取96组数据,通过对比CWOA-BiLSTM模型预测值、BiLSTM的预测值和真实值,分析CWOA-BiLSTM模型的性能。CWOA-BiLSTM模型的初始参数为初始种群数5、迭代次数10、上限[30,50,0.01]、下限[1,1,0.0001];BiLSTM模型的初始参数取CWOA-BiLSTM模型上下限的中间值[15,25,0.001]。在MATLAB平台上,进行数据分析和预测,结果如图2和图3所示。

由图2可知,CWOA-BiLSTM模型和WOA-BiLSTM模型的预测结果与真实值的曲线基本重合,在某些状况下CWOA-BiLSTM模型略好于

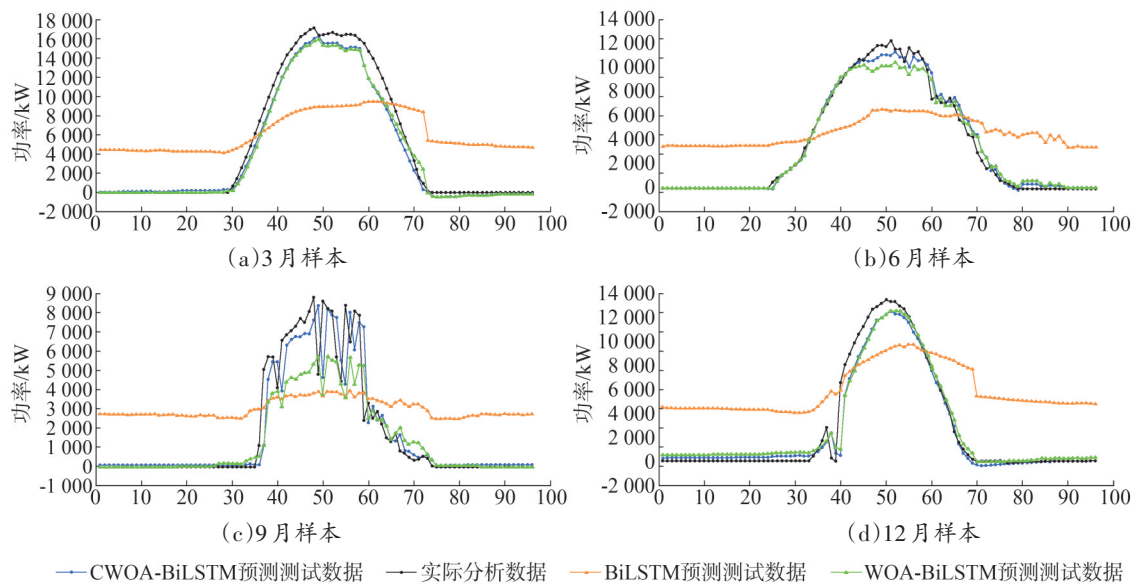


图2 CWOA-BiLSTM模型与BiLSTM模型每15 min预测对比

Fig.2 Comparison of 15-minute predictions between the CWOA-BiLSTM model and the BiLSTM model

WOA-BiLSTM 模型,而传统 BiLSTM 模型的预测结果还有待提高。说明基于 CWOA 对 BiLSTM 初始参数的确定具有良好的作用,获得较好的预测结果。

图 3 为两种预测算法性能对比图,可发现所提预测模型性能较传统模型具有较高的提升,结果显示,CWOA-BiLSTM 模型具有良好的性能。CWOA-BiLSTM 模型在平均绝对误差(mean absolute deviation, MAE)、均方误差(mean-square error, MSE)和根均方误差(root mean square error, RMSE)都具有优越的性能,相比于 WOA-BiLSTM 模型,3 个指标值分别降低 17.71%、25.70%、14.00%;相比于 BiLSTM 模型,3 个指标值分别降低 86.11%、94.92%、77.71%,表明其对输出数据的预测能力具有明显提高。决定系数更高,比 WOA-BiLSTM 模型提升了 0.28%,比 BiLSTM 模型提升了 21.84%,表明其对输入数据的处理更加符合实际,能够自动剔除不良数据,以便减少对预测功能的影响。

3.2 模型敏感性分析

1)不同天气条件下的预测效果分析。

为分析模型在不同天气条件下的预测效果,在本文中首先处理历史光伏发电数据,在 6 月分别选取晴天、多云、阴天和雨天(中雨及以上)4 种典型天气情况,分别选取 4 天,每 15 min 选取一个数据点,利用其中 3 天的数据对模型进行训练,并由此对另一天的数据进行预测,其预测值有实际数

据进行对比,通过对比所提模型预测值、BiLSTM 的预测值和真实值,分析所提模型的性能,如图 4 和图 5 所示。

由图 4 可以看出所提模型在晴天、多云和阴天情况下能够很好地拟合真实数据,对光伏功率输出做出了较为精确的预测,明显好于 BiLSTM 模型。但是在雨天情况下,本文所提模型、WOA-BiLSTM 模型和 BiLSTM 模型对光伏功率输出的预测值与实际值均存在偏差,与真实数据还存在较大差异。

图 5 显示,所提模型在晴天、多云和阴天情况下,平均绝对误差、均方误差和根均方误差均更低,CWOA-BiLSTM 模型相比于 WOA-BiLSTM 模型,MAE 在晴天、多云、阴天和雨天情况下分别降低了 5.86%、6.65%、32.70% 和 0.34%,表明其能够更准确地预测输出数据。而在雨天情况下,所提模型与 WOA-BiLSTM 模型的平均绝对误差、均方误差和根均方误差要稍好于 BiLSTM 模型。决定系数方面,在晴天和多云情况下,所提模型的与 WOA-BiLSTM 模型相差不多,但是阴天情况下 CWOA-BiLSTM 模型比 WOA-BiLSTM 模型提升了 10%,雨天情况下三者的决定系数都不高。

2)响应时间分析。

为使不同模型之间可以进行有效对比,采用 3 种不同的算法对 BiLSTM 的初始参数优化并预测光

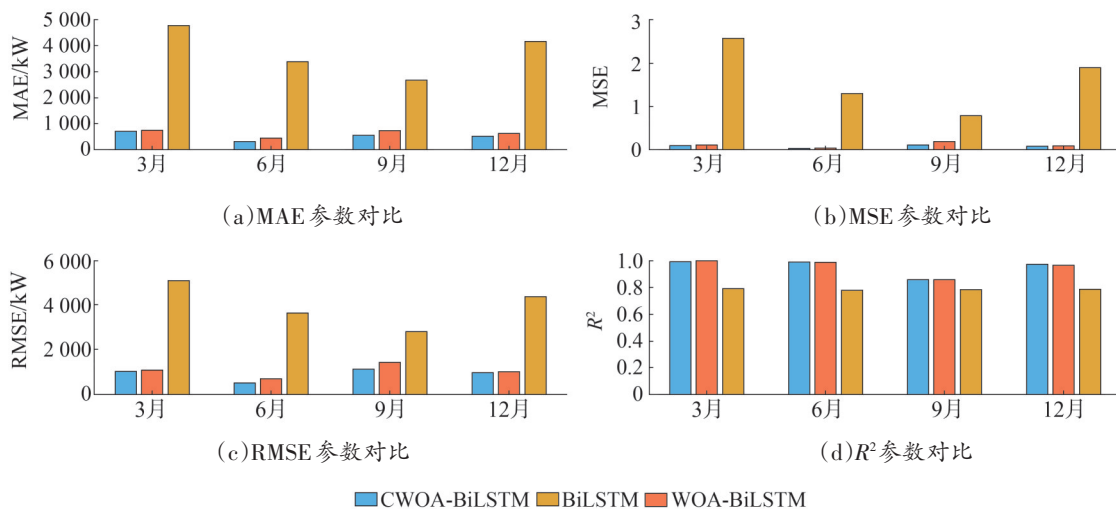


图3 CWOA-BiLSTM模型与BiLSTM模型每15 min预测性能对比

Fig.3 Comparison of 15-minute prediction performance between the CWOA-BiLSTM model and the BiLSTM model

伏功率输出,这3种模型分别是CWOA-BiLSTM、WOA-BiLSTM和神经网络回归预测算法(particle swarm optimization - bidirectional long short - term memory, PSO-BiLSTM)。这些模型在一个共同的设定范围内进行优化,其下限设置为[1, 1, 0.0001],上限为[30, 50, 0.01]。

采取多种初始种群数量和迭代次数的组合,以此来比较各个模型在运算时间上的表现差异,如表1所示。虽然表1中运算时间与机器性能相关,但具有对比意义。

如表1所示,在不同的初始参数下,CWOA-BiLSTM均取得了更快的运算速度,减少了模型训练所需要的时间。在初始种群为5、迭代次数为20的情况下,CWOA-BiLSTM模型比WOA-BiLSTM模型的运算速度快33.7%,比PSO-BiLSTM快33.8%。在初始种群为20、迭代次数为100的情况下速度优势更为明显,CWOA-BiLSTM模型比WOA-BiLSTM模型的运算速度快55.37%,比PSO-BiLSTM快56.2%。

CWOA-BiLSTM模型具有运行速度快的特点,

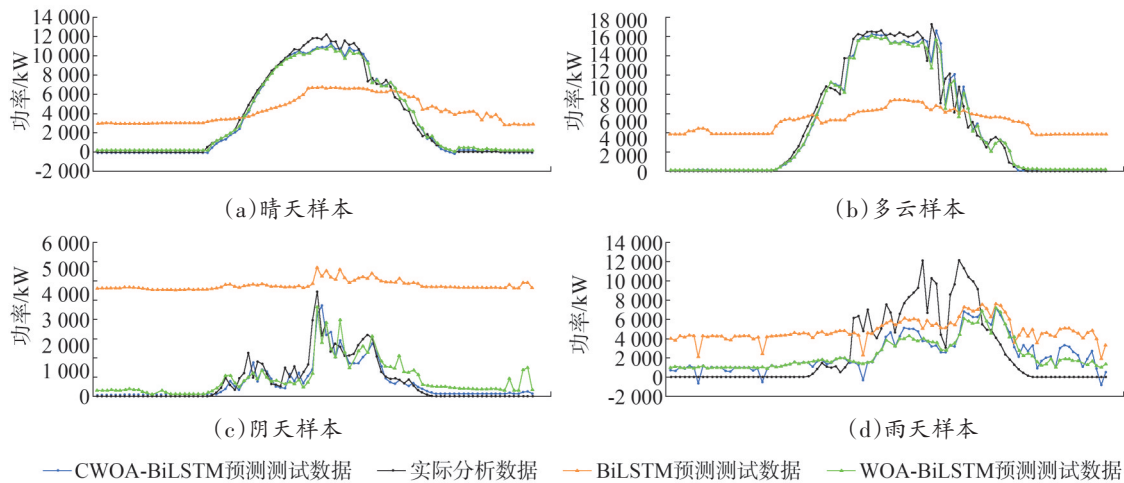


图4 CWOA-BiLSTM模型与BiLSTM模型不同天气下预测对比

Fig.4 Comparison of predictions between the CWOA-BiLSTM model and the BiLSTM model under different weather conditions

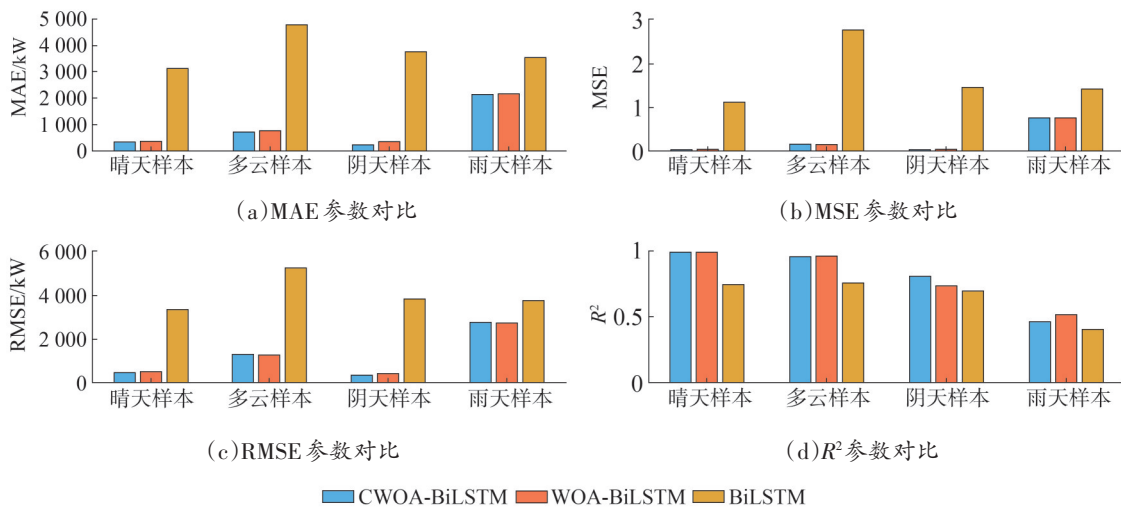


图5 CWOA-BiLSTM模型与BiLSTM模型在不同天气下预测性能对比

Fig.5 Comparison of prediction performance between the CWOA-BiLSTM model and the BiLSTM model under different weather conditions

表1 模型运算时间
Table 1 Model computation time

| 模型 | 运算时间/s | | | | |
|-------------|--------|---------|---------|---------|----------|
| | 初始种群 2 | 初始种群 3 | 初始种群 5 | 初始种群 10 | 初始种群 20 |
| | 迭代次数 5 | 迭代次数 10 | 迭代次数 20 | 迭代次数 50 | 迭代次数 100 |
| CWOA-BiLSTM | 83.4 | 222.6 | 661.9 | 2 289.1 | 7 680.7 |
| WOA-BiLSTM | 97.1 | 253.9 | 998.6 | 5 612.6 | 17 212.9 |
| PSO-BiLSTM | 103.1 | 318.7 | 1 000.0 | 5 406.0 | 17 531.4 |

且在初始种群和迭代次数越大的情况下,速度提升更为明显,大大减少了预测模型的训练时间。通过计算CWOA-BiLSTM模型比WOA-BiLSTM模型平均快34.9%,比PSO-BiLSTM模型平均快39.4%。

4 结论

针对一些传统光伏功率预测方法准确度差,复杂算法需要花费大量时间寻找最优参数等问题,提出一种CWOA-BiLSTM预测模型。通过算例分析得出如下结论:

1)在对间隔15 min的数据进行预测分析可知,其平均绝对误差、均方误差和根均方误差相比于WOA-BiLSTM模型,数值分别降低了17.71%、25.70%、14.00%;相比于BiLSTM模型,其值分别降低了86.11%、94.92%、77.71%,表明其预测功能更加优越。决定系数更高,分别提升了0.28%和21.84%,意味着模型能够更好地处理输入数据。在分天气状况下的数据验证中也体现出更优的性能。

2)在与WOA-BiLSTM模型进行预算速度比较后发现,在预测精度十分相似的情况下,所提模型运行速度表现优越,在3.3节的初始参数下,CWOA-BiLSTM模型比WOA-BiLSTM模型平均快34.9%,比PSO-BiLSTM模型平均快39.4%。能够显著减少处理时间,提高工作效率。

提出的CWOA-BiLSTM模型相较于BiLSTM模型显著提升了准确性,相较于WOA-BiLSTM模型,在初始参数较低时提升了一定的预测精度,在多种初始参数下均提升了运行速度,初始参数越大越明显。对光伏并网系统经济运行具有一定实用价值,

在现实中具有良好的应用前景。但本模型在精度上与WOA-BiLSTM模型比较没有明显提升,相信通过更好的优化算法和更好的算法融合嵌套,在未来能够显著提升模型预测的准确性。

参考文献

- [1] 关小宇,龚新程,杨小玲,等.基于WOA-BiLSTM模型的短期光伏出力预测[J].电力与能源,2023,44(6):613-616.
GUAN Xiaoyu, GONG Xincheng, YANG Xiaoling, et al. Short-term PV output prediction based on WOA-BiLSTM model[J]. Power & Energy, 2023, 44(6): 613-616.
- [2] 薛阳,燕宇斌,贾巍,等.基于改进灰狼算法优化长短期记忆网络的光伏功率预测[J].太阳能学报,2023,44(7):207-213.
XUE Yang, YAN Yucheng, JIA Wei, et al. Photovoltaic power prediction model based on igwo-lstm[J]. Acta Energetica Sinica, 2023, 44(7): 207-213.
- [3] 谢小瑜,周俊煌,张勇军,等.基于W-BiLSTM的可再生能源超短期发电功率预测方法[J].电力系统自动化,2021,45(8):175-184.
XIE Xiaoyu, ZHOU Junhuang, ZHANG Yongjun, et al. W-BiLSTM based ultra-short-term generation power prediction method of renewable energy[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(8): 175-184.
- [4] 冯沛儒,江桂芬,徐加银,等.基于CEEMD-BiLSTM-RFR的短期光伏功率预测[J].科学技术与工程,2024,24(5):1955-1962.
FENG Peiru, JIANG Guifen, XU Jiayin, et al. Short-term photovoltaic power prediction based on CEEMD-BiLSTM-RFR[J]. Science Technology and Engineering, 2024, 24(5): 1955-1962.
- [5] 徐恒山,莫汝乔,薛飞,等.基于时间戳特征提取和CatBoost-LSTM模型的光伏短期发电功率预测[J].太阳能学报,2024,45(5):565-575.
XU Hengshan, MO Ruqiao, XUE Fei, et al. Short-term photovoltaic power prediction based on timestamp feature extraction and CatBoost-lstm model[J]. Acta Energetica Sinica, 2024, 45

- (5):565-575.
- [6] 焦丕华,蔡旭,王乐乐,等.考虑数据分解和进化捕食策略的BiLSTM短期光伏发电功率预测[J].太阳能学报,2024,45(2):435-442.
JIAO Pihua, CAI Xu, WANG Lele, et al. BiLSTM short-term photovoltaic power prediction considering data decomposition and evolutionary predation strategies[J]. Acta Energetica Solaris Sinica, 2024, 45(2): 435-442.
- [7] MICHAEL N E, BANSAL R C, ISMAIL A A A, et al. A cohesive structure of bi-directional long-short-term memory (BiLSTM)-GRU for predicting hourly solar radiation[J]. Renewable Energy, 2024, 222: 119943.
- [8] HERRERA CASANOVA R, CONDE A. Enhancement of LSTM models based on data pre-processing and optimization of Bayesian hyperparameters for day-ahead photovoltaic generation prediction[J]. Computers and Electrical Engineering, 2024, 116: 109162.
- [9] 龙文,蔡绍洪,焦建军,等.求解大规模优化问题的改进鲸鱼优化算法[J].系统工程理论与实践,2017,37(11):2983-2994.
LONG Wen, CAI Shaohong, JIAO Jianjun, et al. Improved whale optimization algorithm for large scale optimization problems[J]. Systems Engineering-Theory & Practice, 2017, 37(11): 2983-2994.
- [10] 郑翔,杜奇伟,阮黎翔,等.基于WOA-SVM的智能变电站二次系统故障参数映射模型[J].浙江电力,2024,43(1):36-44.
ZHENG Xiang, DU Qiwei, RUAN Lixiang, et al. A WOA-based fault parameter mapping model for the secondary systems of intelligent substations[J]. Zhejiang Electric Power, 2024, 43(1): 36-44.
- [11] 吴飞,李霆,张航,等.基于CWOA-ELM的短期电力负荷预测研究[J].电子测量技术,2020,43(4):88-92.
WU Fei, LI Ting, ZHANG Hang, et al. Research on short-term load forecasting in smart grid based on CWOA-ELM[J]. Electronic Measurement Technology, 2020, 43(4): 88-92.
- [12] 吕峰,何光华,王昱力,等.基于CWOA-BP的电缆接头阻水性能评估[J].水电能源科学,2019,37(8):177-179.
LV Feng, HE Guanghua, WANG Yuli, et al. Water resistance performance evaluation of cable joints based on CWOA-BP[J]. Water Resources and Power, 2019, 37(8): 177-179.
- [13] 董存,王铮,白捷予,等.光伏发电功率超短期预测方法综述[J].高电压技术,2023,49(7):2938-2951.
DONG Cun, WANG Zheng, BAI Jieyu, et al. Review of ultra-short-term forecasting methods for photovoltaic power generation[J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(7): 2938-2951.
- [14] 殷豪,张铮,丁伟锋,等.基于生成对抗网络和LSTM-CSO的少样本光伏功率短期预测[J].高电压技术,2022,48(11):4342-4351.
YIN Hao, ZHANG Zheng, DING Weifeng, et al. Short-term prediction of small-sample photovoltaic power based on generative adversarial network and LSTM-CSO[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(11): 4342-4351.
- [15] 朱琼峰,李家腾,乔骥,等.人工智能技术在新能源功率预测的应用及展望[J].中国电机工程学报,2023,43(8):3027-3048.
ZHU Qiongfeng, LI Jiateng, QIAO Ji, et al. Application and prospect of artificial intelligence technology in renewable energy forecasting[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(8): 3027-3048.
- [16] 于丹文,李山,刘航航,等.基于3DCNN与CLSTM混合模型的短期光伏功率预测[J].山东电力技术,2024,51(7):10-18.
YU Danwen, LI Shan, LIU Hanghang, et al. Short-term photovoltaic power prediction based on 3DCNN and CLSTM hybrid model[J]. Shandong Electric Power, 2024, 51(7): 10-18.
- [17] 黄泽,毕贵红,谢旭,等.基于MBI-PBI-ResNet的超短期光伏功率预测[J].电力系统保护与控制,2024,52(2):165-176.
HUANG Ze, BI Guihong, XIE Xu, et al. Ultra-short-term PV power prediction based on MBI-PBI-res net[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(2): 165-176.
- [18] 高寒旭,袁祖晴,张淑婷,等.基于LSTM模型的短期光伏功率预测[J].太阳能学报,2024,45(6):376-381.
GAO Hanxu, YUAN Zuqing, ZHANG Shuting, et al. Short-term photovoltaic power prediction based on lstm model[J]. Acta Energetica Solaris Sinica, 2024, 45(6): 376-381.
- [19] LIU Q B, LI J. Short-term PV power forecasting based on combined SOM-FCM and KELM method[J]. Journal of Measurement Science and Instrumentation, 2024, 15(2): 204-215.
- [20] 吉铎格,李慧,刘思嘉,等.基于MIE-LSTM的短期光伏功率预测[J].电力系统保护与控制,2020,48(7):50-57.
JI Xingge, LI Hui, LIU Sijia, et al. Short-term photovoltaic power forecasting based on MIE-LSTM[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(7): 50-57.
- [21] 陈瑶,陈晓宁.基于自适应Kmeans和LSTM的短期光伏发电预测[J].电测与仪表,2023,60(7):94-99.
CHEN Yao, CHEN Xiaoning. Prediction of short-term photovoltaic power generation based on adaptive Kmeans and LSTM[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2023, 60(7): 94-99.
- [22] 倪安安,王育飞,薛花.基于混沌特征改进鲸鱼优化算法-相关向量机的超短期光伏发电输出功率预测[J].现代电力,2021,38(3):268-276.
NI An'an, WANG Yufei, XUE Hua. A method to forecast ultra-short-term output of photovoltaic power generation based on chaotic characteristic-improved whale optimization algorithm and relevance vector machine[J]. Modern Electric Power, 2021, 38(3): 268-276.
- [23] 王粟,江鑫,曾亮,等.基于VMD-DESN-MSGP模型的超短期光伏功率预测[J].电网技术,2020,44(3):917-926.

- WANG Su, JIANG Xin, ZENG Liang, et al. Ultra-short-term photovoltaic power prediction based on VMD-DESN-MSGP model [J]. Power System Technology, 2020, 44(3): 917-926.
- [24] 郭威, 张凯, 魏新杰, 等. 高渗透率分布式光伏接入的新型电力系统净功率预测[J]. 电测与仪表, 2022, 59(12): 48-55.
- GUO Wei, ZHANG Kai, WEI Xinjie, et al. Net power prediction for a novel power system with high permeability distributed photovoltaic access [J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2022, 59(12): 48-55.
- [25] 马磊, 黄伟, 李克成, 等. 基于 Attention-LSTM 的光伏超短期功率预测模型[J]. 电测与仪表, 2021, 58(2): 146-152.
- MA Lei, HUANG Wei, LI Kecheng, et al. Photovoltaic ultra-short-term power prediction model based on Attention-LSTM [J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2021, 58(2): 146-152.
- [26] 雷柯松, 吐松江·卡日, 伊力哈木·亚尔买买提, 等. 基于 WGAN-GP 和 CNN-LSTM-Attention 的短期光伏功率预测[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(9): 108-118.
- LEI Kesong, TUSONGJIANG·Kari, YILIHAMU·Yaermaimaiti, et al. Prediction of short-term photovoltaic power based on WGAN-GP and CNN-LSTM-Attention [J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(9): 108-118.
-
- 收稿日期: 2024-10-22
修回日期: 2025-02-12
- 作者简介:
仇志鑫(1996), 通信作者(2066192370@qq.com), 女, 硕士, 主要研究方向为光伏发电预测、高比例光伏接入电力系统的电压控制策略研究等;
唐亮(1983), 男, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向为新能源电站、综合能源利用、综合智慧能源系统等;
王洪礼(2002), 男, 硕士在读, 主要研究方向为优化算法与记忆网络在光伏功率预测中的应用。
- (责任编辑 姜婷婷)

“新型电力系统源荷时空特性及动态匹配 聚合优化关键技术” 专栏

征 稿 启 事



随着“双碳”战略不断深化，新型电力系统新能源渗透率不断提高，分布式电源规模化并网容易带来潮流频繁切换、送出通道容量受限、挤占集中式新能源消纳空间等问题，使得电力供给侧调节能力大幅下降，甚至引发新能源连锁脱网、电网频率失稳等安全事故，亟须区域配电网联合调控，挖掘柔性资源互补调节潜力，促进新能源就地消纳，确保电网安全稳定运行。然而，各区域配电网内部柔性资源特性复杂、规模各异，存在较大的可调节潜力差异，且各类型柔性资源应用场景及运行模式划分不够明确，难以实现高效协同运行。另一方面，各区域配电网之间缺乏信息与能量的双重交互，难以实现多区域柔性资源跨时空聚合与全局协同优化控制，容易导致线路潮流不平衡并增加额外运行成本，亟须加快构建灵活智能、供需协同的新型电力系统。

为展示新型电力系统源荷时空特性及动态匹配聚合优化关键技术的最新研究进展和发展趋势，解决技术研究和应用中的难点和热点问题，推动技术创新和交流，《山东电力技术》编辑部邀请**重庆大学牛涛研究员、南京邮电大学徐俊俊副教授、沈阳工业大学王海鑫副教授、上海大学周喆讲师担任特约主编**，拟针对“新型电力系统源荷时空特性及动态匹配聚合优化关键技术”开设专栏，欢迎国内外相关领域的专家学者踊跃投稿！

一、征稿方向（包括但不限于）

- 1、潮流频繁切换下新型电力系统运行演化规律分析理论
- 2、应对规模化分布式电源接入的主配网动态能量协同优化理论
- 3、基于时空均衡特性的配电网集群动态划分与协同运行优化理论
- 4、面向新能源消纳的配电网柔性资源动态匹配聚合优化理论
- 5、面向系统安全的新型电力系统规划设计技术
- 6、潮流频繁切换下电力系统关键设备运行特性建模与分析技术
- 7、新型电力系统柔性源荷可调节运行域建模技术
- 8、系统安全约束下柔性资源调控机制与协同控制技术
- 9、“大云物移智链”新兴技术在柔性配电网中的应用
- 10、双向潮流下电力系统关键设备状态监控装置研发与应用
- 11、柔性资源聚合与调节能力提升关键技术工程示范与应用

二、投稿要求

1、投稿请从山东电力技术网站投稿，请在题名后标注“新型电力系统源荷时空特性及动态匹配聚合优化关键技术”，网址：<http://sddljs.cbpt.cnki.net>

2、稿件详细要求请参照《山东电力技术》投稿须知及论文写作模板，投稿须知及论文写作模板请在山东电力技术网站下载。

3、稿件一经采用，本刊将按照《山东电力技术》期刊稿费发放标准向作者发放稿费，稿酬优厚。

4、征文截止时间 2026 年 3 月 31 日，其他不明事宜，请联系《山东电力技术》编辑部。电话：0531-67982997。



关注《山东电力技术》