中国科技核心期刊

ISSN 1007-9904 CN 37-1258/TM





国网山东省电力公司主办





## 山东电力技术 SHANDONG ELECTRIC POWER

#### 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 波兰 ICI Journals Master List 数据库收录期刊 美国《乌利希期刊指南》收录期刊

# 山东电力技术

SHANDONG DIANLI JISHU

(月刊)

1974年创刊 2025年第2期 第52卷(总第327期) 2025年2月25日出版

主管単位: 国网山东省电力公司
主办単位: 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.enki.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	郑廷	丰华	侯傷	荣	雷清	「泉	王成	え山
主任:	孙	岗								
副主任:	王伟	胜	足び	て传	刘王	三田	陈志	勇	梁作	宾
	田	健								
委 员:	(按	姓氏	宅画	面为序	록)					
	1	磊	1	勇	Ŧ	波	王廷	퇕东	孙	波
	孙树	敏	严范	三国	苏	洲	吴利	水伟	赵艳	喢
	姜雨	泽	郭	锐	彭道	鱽	董	泽	程新	访
青年编委王	E任委	员:	姚	伟	李正	三烁				
青年委员:	(按	姓氏	宅画	面为序	록)					
	1	涛	王士	柏	王申	冠	王	彬	巨云	涛
	牛	涛	刘昉	影明	许	寅	李志	网	李知	艺
	杨	越	沈斤	欠炜	陈思	捷	郑伟	耻	钟海	匪
	高	嵩	常臺	掔月	薛峗	之洵				
主 编:	吴文	传	孟	瑜						
执行主编:	马	艳								
责任编辑:	王学	厚								

编 辑:郑天茹 娄婷婷 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\*96\*zh\*P\* ¥18.00\*8000\*9\*2025-2\*n

# 







**薛屹洵**,博士,太原理工大学教授、博士生导师,山西省能源互联网研究院院长助理兼 科创部部长。长期从事综合能源系统和极地清洁能源研究,主持国自然集成项目课题、青年基 金、省级教改项目等,发表 SCI 论文 40 余篇,ESI 高被引 3 篇,F5000 论文 1 篇,作为项目 骨干参与中国工程院战略咨询、国家重点研发计划等 10 余项国家重点项目,获山西省科技进 步二等奖、首尔国际发明展专利金奖等。



**常馨月**,博士,太原理工大学副教授,硕士生导师,煤电清洁智能控制教育部重点实验 室副主任,"能源互联网"山西省重点实验室等国家/省部级科创平台核心骨干,中国电工技 术学会主动配电网及分布式电源专业委员会委员,《中国电力》《山东电力技术》青年编委。 主要从事新型电力系统/综合能源系统规划与运行、虚拟电厂、碳排放追踪和优化、新能源预 测和不确定性优化和储能系统能量管理等方面研究。发表学术论文 40 余篇,申请发明专利 30 余项,承担国家自然科学基金青年项目、山西省基础研究项目等 5 项,国家自然科学基金区域 创新发展重点项目课题负责人,并作为骨干先后参与项目 10 余项。



**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,博士师导师,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。



周喆,博士,上海大学讲师,讲师,入选上海市科委"科技创新行动计划"启明星项目(扬 帆专项)人才计划。主要研究方向为能源 - 交通系统优化与建模、网络攻击下智能电网安 全调控。发表 SCI和 EI论文 20余篇,主持上海市扬帆人才计划、山东大学电气工程学 科平台开放课题、山西省能源互联网研究院重点科研项目等多个项目。

## 特约主编寄语

能源绿色低碳转型是当今世界共同面临的重大课题。目前,我国单位 GDP 能耗和碳排放强度显著 高于全球平均水平,亟须探索一条符合中国特色的清洁低碳能源发展路径,以实现规模化的节能减排。 聚焦于城市能源消耗,构建电、热、冷、气多能协同互补的综合能源系统,已成为提升能源效率、促进 可再生能源消纳、降低用能成本、实现"双碳"目标的关键技术途径。在这一背景下,《山东电力技术》 特设"城市综合能源系统运行调控关键技术"专栏,围绕多能耦合机理与建模、多能协同调控、多主体 隐私计算等技术领域中的难点与热点问题,进行深入总结与学术探讨。我们真诚希望本专栏能够为相关 领域的专家学者提供交流平台,为我国城市规模化节能减排提供有益的参考与借鉴。

# 目 次

## 城市综合能源系统运行调控关键技术

钢铁能源局域网:概念、架构及应用 ……… 谷鵰飞,孙宏斌,薛屹洵,常馨月,李泽宁,杜 源(1) 基于自适应神经动力学算法的电-氢综合能源系统分布式能量管理方法

······ 管文博,李基源,常馨月,薛屹洵,苏 珈,李泽宁(13)

基于改进麻雀搜索算法的建筑综合能源系统优化调度 …………………………………………… 张春霞(23)

新能源

······丁 杨,唐培全,张文奎,王福晶,王俊杰(46)

超短期光伏功率预测技术分析与综述 ………………………………………… 王士柏,王 凯,孙树敏,程 艳,王 楠(55)

配电网

基于同步提取变换和卷积神经网络的有源配电网单相接地故障选线方法

# SHANDONG ELECTRIC POWER

# **CONTENTS**

#### •Key Technologies for Operation and Control of Urban Comprehensive Energy System •

Iron and Steel Energy Distribution Network: Concept, Architecture and Application

..... GU Pengfei, SUN Hongbin, XUE Yixun, CHANG Xinyue, LI Zening, DU Yuan(1) Distributed Energy Management Method for Electric-hydrogen Integrated Energy System Based on Adaptive

Neurodynamics Algorithm .......... GUAN Wenbo, LI Jiyuan, CHANG Xinyue, XUE Yixun, SU Jia, LI Zening(13)

Optimal Scheduling of Building Integrated Energy System Based on Improved Sparrow Search Algorithm

······ ZHANG Chunxia(23)

#### •New Energy•

Research on Wind Power Prediction Based on NWP Wind Speed Correction and VMD-DBO-DELM Residual

Modeling ······ QU Boyang, FU Lisi(32)

Optimal Allocation of Energy Storage for Profit Optimization in Wind-storage Systems Considering Primary Frequency

Regulation Examinations ..... DING Yang, TANG Peiquan, ZHANG Wenkui, WANG Fujing, WANG Junjie (46)

Technical Analysis and Review: Ultra-short-term Photovoltaic Power Forecasting

..... WANG Shibo, WANG Kai, SUN Shumin, CHENG Yan, WANG Nan(55)

#### Distribution Network •

A Single-phase Grounding Fault Line Selection Method for Active Distribution Network Based on Synchroextracting

Transform and Convolutional Neural Network

Active Distribution Network Bi-level Planning Based on Hybrid Seagull Optimization Algorithm

······ FANG Lei, SUN Guangliang, GUO Xiao, SUN Huazhong, WANG Juanjuan (78)

Research on Fast Self-healing Strategy for Local Feeder Automation

## 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.issn1007-9904.2025.02.001

城市综合能源系统运行调控关键技术

# 钢铁能源局域网:概念、架构及应用

谷鹏飞<sup>1.2.3</sup>, 孙宏斌<sup>1,2.3</sup>, 薛屹洵<sup>1.2.3\*</sup>, 常馨月<sup>1.2.3</sup>, 李泽宁<sup>1.2.3</sup>, 杜 源<sup>1.2.3</sup> (1.太原理工大学电气与动力工程学院, 山西 太原 030024;

2.煤电清洁智能控制教育部重点实验室(太原理工大学),山西 太原 030024;

3.能源互联网山西省重点实验室(太原理工大学),山西 太原 030024)

摘要:工业能源局域网是能源互联网未来的重要发展方向之一,钢铁行业是我国最大的工业排放源,如何构建绿色、智慧、高效的钢铁能源局域网是当下亟须解决的问题。因此,在能源互联网的背景下,基于新时代钢铁工业的发展趋势,首先根据能源局域网以及钢铁生产的特征,提出了钢铁能源局域网的概念,并对其新型能源供应模式进行介绍。其次介绍 了钢铁能源局域网的能源网络,并依据物理层、信息层和价值层构建了钢铁能源局域网的体系架构,物理层包含钢铁生 产过程的物质流与能量流,信息层由态势感知、安全评估、云边端协同等功能构成,价值层包含虚拟电厂、需求响应以及 碳交易等。最后对钢铁能源局域网发展中亟须突破的关键技术进行讨论,并通过三个典型案例验证构建钢铁能源局域 网的必要性与可行性。该研究可为钢铁能源局域网的框架落地与实践提供参考。

关键词:能源互联网;能源局域网;钢铁工业;节能减排;可再生能源

中图分类号:TM76 文献标志码:A 文章编号:1007-9904(2025)02-0001-12

## Iron and Steel Energy Distribution Network: Concept, Architecture and Application

GU Pengfei<sup>1,2,3</sup>, SUN Hongbin<sup>1,2,3</sup>, XUE Yixun<sup>1,2,3\*</sup>, CHANG Xinyue<sup>1,2,3</sup>, LI Zening<sup>1,2,3</sup>, DU Yuan<sup>1,2,3</sup>

(1.College of Electrical and Power Engineering, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China;

2.Key Laboratory of Cleaner Intelligent Control on Coal & Electricity, Ministry of Education,

Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China;

3.Energy Internet Key Laboratory of Shanxi Province, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China)

Abstract: In the context of the energy Internet and in line with the development trend of the iron and steel industry in the new era, this study first proposes the concept of an iron and steel energy distribution network based on the characteristics of the energy distribution network and steel production, and introduces a new energy supply model. Secondly, the energy network of the iron and steel energy distribution network is explored, and the architecture of the iron and steel energy distribution network is structured into three layers: the physical layer, information layer, and value layer. The physical layer includes the material flows and energy flows of iron and steel production. The information layer consists of situational awareness, security assessment, cloud–edge collaboration, and other functions. The value layer includes virtual power plants, demand response, and carbon trading. Then, key technologies crucial to the development of the iron and steel energy distribution network are discussed, and the necessity and feasibility of building the iron and steel energy distribution network are verified through three typical case studies. In general, the implementation and practical application of the framework for the iron and steel energy distribution network have been properly addressed.

Keywords: energy internet; energy distribution network; iron and steel industry; energy saving and emission reduction; renewable energy

基金项目:国家自然科学基金项目(U22A6007)。

National Natural Science Foundation of China (U22A6007).

#### 0 引言

随着我国经济的不断发展,对能源的需求量快 速增长<sup>[1-2]</sup>。立足于我国未来生态文明建设新高度, 亟须解决发展过程中存在的高能耗、高污染、高碳 排、低效率等问题,以构建起现代能源体系,实现高质 量发展<sup>[3]</sup>。在推动我国能源革命与能源转型中,建设 能源互联网被认为是实现能源清洁低碳、安全高效的 重要途径<sup>[4-5]</sup>。能源互联网是信息与能源的深度融 合,通过综合运用通信、能量管理及电力电子等技术, 打破行业间壁垒,实现不同能源间的高效互联<sup>[6-7]</sup>。

能源局域网是能源互联网的子网,包含了多种 分布式能源和电、气、冷、热、煤等多种能源负荷,是 一个具备能源管理与能量转换功能的综合能源系 统<sup>[8-9]</sup>。能源局域网更靠近用户侧,与各类能源的耦 合更为紧密,通过构建能源局域网,可最大限度提升 能源利用效率,推动新能源高水平消纳<sup>[10-11]</sup>。同时, 各能源局域网互联互通,可在能源互联网的统一调 控下,实现系统的灵活运行。建设典型行业的能源 局域网,如钢铁能源局域网,是加速能源互联网体系 建设的必由之路,也是提升我国能源系统清洁低碳 发展水平的重要途径。

钢铁工业作为全球工业部门的第二大能源使用 者,对化石燃料高度依赖,并释放大量有害的物 质<sup>[12]</sup>。起初我国对钢铁行业定义仅为钢铁的冶炼与 钢材的生产。直至21世纪,殷瑞钰院十基于钢铁制 造本质与整体优化研究提出钢厂应具备钢铁制造、 能源转化及废弃物消纳处理三项功能[13-14],钢铁生 产才逐步打破冶金与材料领域的局限,将行业功能 拓展为能源、生态、循环经济等方面。"双碳"目标下, 钢铁行业面临的已不仅是产量、质量等问题,更是一 种新型的综合性挑战,它包括生产效率、能源利用水 平、碳排放量、设备灵活性等[15]。总的来说,2023年 钢铁行业主要存在如下三点问题:1)在能源结构方 面,钢铁行业的能源结构呈现明显的高碳化,煤炭消 耗量约占我国煤炭消费的17%。此外,由于新能源 使用比例有限,造成碳排放量增大。2)在资源利用 方面,生产过程中会产生大量煤气、余热、蒸汽等二 次能源,但这些资源并未得到充分利用。据统计,我 国部分中小型钢铁企业的煤气放散率超 12%,且部 分过程余热并未得到利用。3)在流程结构方面,我 国钢铁企业主要以长流程为主,短流程电炉炼钢的 占比仅为10%,与世界先进水平差距明显。因此,迫 切需要构建钢铁能源局域网,实现各能源互补互济、 源网荷储高效协同,推动钢铁行业绿色低碳转型。

本文以钢铁能源局域网为研究对象,首先提出 了钢铁能源局域网的概念,介绍了钢铁能源局域网 的能源供应模式。然后基于物理层、信息层和价值 层建立了钢铁能源局域网的体系架构,并对目前亟 须突破的关键技术进行了讨论。最后,通过我国钢 铁能源局域网的建设实例来阐述钢铁能源局域网的 可行性与有效性。

#### 1 钢铁能源局域网

#### 1.1 钢铁行业的特征

作为我国能耗最大的行业之一,钢铁行业拥有 复杂的生产流程以及多样的能源种类。钢铁生产包 括铁前工序、炼铁流程、炼钢流程以及轧钢流程,如 表1所示。尽管生产作用不同,但各工序间紧密耦 合、相互支撑,共同构成一个多时间尺度、多生产层 次、多流程串联以及具有强非线性、物料复杂性、非 平衡性的钢铁生产集合,其实质为在电力、天然气、 煤炭和煤气等能量流的驱动之下,含铁材料等物质 流根据相应的生产顺序,在不同的时-空尺度上,动 态地移动与转换,最终产出合适的钢材<sup>[16]</sup>。

表1 生产流程所含工序及功能

Table 1	Processes	and	functions	in	the	production	process
---------	-----------	-----	-----------	----	-----	------------	---------

	丁庌	市台
生厂加住	上庁	功能
	炼焦	为高炉提供焦炭
建設工序	石灰窑	为高炉与转炉提供溶剂
<b>时</b>	烧结	为高炉提供烧结矿
	球团	为高炉提供球团矿
古井	高炉炼铁	在高温环境下冶炼铁矿石生产铁水
为不大	竖炉炼铁	使用天然气直接对铁矿石进行还原
15 15	转炉炼钢	使铁水脱碳生成钢水
255 114	电炉炼钢	以电能为主,对铁水进行脱碳
	连铸	将钢水连铸成板坯
轧钢	热轧	板坯为原料,产生钢卷
	冷轧	以热轧钢卷为原料,进一步轧制钢材

电力、蒸汽、氧气、天然气、热力、焦炉煤气(coke oven gas, COG)、高炉煤气(blast furnace gas, BFG)、 林 茨 - 多 纳 维 茨 转 炉 煤 气 (Linze - Donawitz gas, LDG)、煤炭、焦炭等能源共同构成了复杂庞大的钢 铁能源网络。在能源网络中,各能源相互关联、共同 作用,保障钢铁生产的有序进行。目前,我国的钢铁 生产主要有以下两条路线。

1)高炉-转炉长流程生产路线。

长流程粗钢产量占整体粗钢产量的90%<sup>[17]</sup>。首 先,铁矿石在高炉中发生还原反应生成铁水,该工序 的能源输入主要为煤与电,但随着氢冶金技术的成 熟,氢气也将成为高炉消耗的主要能源。其次,高炉 生成的铁水经过铁水的预处理(脱磷、脱硫、脱硅) 后,在转炉中经过脱碳反应转化为钢水。最后,钢水 经过精炼、连铸后变为板坯,被送入轧钢环节进行轧 制,生产合格的钢材。此路线还包括炼焦、烧结、球 团、石灰窑等原料加工工序。

2) 电炉短流程生产路线。

我国短流程炼钢产能占比约为10%<sup>[17]</sup>,与发达 国家差距较大。电炉炼钢路线以回收废钢为主要原 料,以电能为主要能源生产钢材。根据钢铁生产结 构与回收钢的可利用情况,直接还原铁(direct reduced iron,DRI)与铁水也可作为电炉的原料。电 炉产出钢水后,后续工序类似于高炉-转炉长流程路 线。电炉钢相较于长流程炼钢,化石能源使用量更 少,冶炼过程更为清洁。

在以往的能源利用中,由于高炉-转炉长流程占 比过高,煤、焦炭投入近85%,并且存在煤气资源利 用不充分、煤气放散量大的问题,导致出现能源结构 不合理、能耗大的情况。在"双碳"背景下,如何走上 "绿色钢铁"的道路,是整个行业亟须解决的问题。

#### 1.2 钢铁能源局域网概念

根据能源局域网与钢铁行业的特征,为充分发 挥钢铁行业的优势,通过改变当前钢铁行业的能源 现状、充分挖掘物质流与能量流协同运行的潜力,实 现由以化石能源为主向清洁绿色的可再生能源转 变,由各生产流程单一调度向生产全流程统一调度 转变,由物质流和能量流解耦运行向物质流-能量流 协同运行转变,以此构建起多个生产工序、多种能源 耦合的钢铁能源局域网,提高钢铁行业能源利用率, 降低吨钢能耗。

图1为钢铁能源局域网的能源供应模式。相较 于传统的能源体系,钢铁能源局域网中引入了"新旧 能源协调互补""绿电与绿氢结合""多能互补与储能 结合"等能源供应模式[18]。首先,钢铁企业拥有大面 积的厂区,可为屋顶光伏的大规模发展提供条件,且 位于沿海地区的钢铁企业风电资源十分丰富,但由 于可再生能源的不稳定特点,无法实现为生产流程 的连续供能,因此需要结合钢铁的二次能源,实现新 旧能源的协调互补。其次,在发展新型电力系统的 背景下,电能替代与氢能替代已成为钢铁行业的主 流,绿电和绿氢的组合可广泛应用于钢铁生产中。 随着氢能重卡、电动汽车和氢冶金等技术的成熟与 推广,钢铁行业将逐步摆脱对化石能源的依赖,最终 实现化石能源的替代。最后,电化学储能可有效应 对钢铁行业中新能源的接入带来的波动,结合氢储 能、热储能、煤气柜等储能设备,构建起储能与多能 互补结合的能源供应模式,助力钢铁行业的绿色低 碳转型。







#### 2 钢铁能源局域网的体系架构

基于物理层、信息层和价值层建立了如图2所 示的钢铁能源局域网架构。

#### 2.1 物理层

物理层是能源局域网的物理基础。在钢铁能源

局域网中,物质流包含铁矿石、铁水、废钢、钢水、板 坯、钢材等,能量流则作为推动力、热载体以及反应 介质对物质流进行经济高效处理<sup>[19]</sup>。

2.1.1 能源网络架构

作为典型的能源密集行业,钢铁行业在生产过 程中伴随着大量的能量转换,主要包含的能量转换 设备如表2所示。钢铁能源网络主要包括燃气网 络、蒸汽网络以及电力网<sup>[20]</sup>。 1)燃气网络。

作为钢铁能源局域网应用最广泛的网络,燃气 网络包含天然气、氢气和煤气。其中天然气主要应 用于钢铁的切割、加热炉以及轧钢环节,具有绿色稳 定的特点;氢气目前已被应用于氢冶金示范、氢能重 卡,随着氢气经济制取、储运技术的发展,氢气将会 在钢铁行业得到广泛的应用。

煤气是钢铁企业中最重要的副产物及燃料。焦



图2 钢铁能源局域网架构

Fig.2 Architecture of the iron and steel energy distribution network

#### 表2 钢铁能源局域网能量转换设备

Table 2 Energy converters in the iron and steel energy distribution network

设备	输入	输出	工作原理
电转气	电能	H <sub>2</sub> 、CH <sub>4</sub> 、热能	以电解槽、甲烷化设备为基础,将电能转化为氢气、天然气等燃气
燃气蒸汽联合循环发电机组	燃气	电能	以燃气轮机、锅炉、蒸汽轮机为基础,将天然气、煤气等转化为电能
汽电同驱高炉鼓风机与能量回收透平同轴机组	热能	电能	以汽轮机、电动机、高炉煤气余压透平发电装置与空气压缩机为基础,将高炉煤气的余压余热转化为电能
烧结余热与高炉顶压能量回收联合发电机组	热能	电能	以汽轮机、高炉煤气余压透平发电装置与发电机为基础,回收烧结 余热与高炉余压余热发电
饱和蒸汽发电机组	热能	电能	以余热锅炉、汽轮机、发电机为基础,将转炉与轧钢环节的高温烟 气进行余热回收发电

炉煤气、高炉煤气、转炉煤气构成了钢铁能源局域网的煤气网络,其拓扑结构如图3所示。煤气柜首先 对高炉煤气、转炉煤气和焦炉煤气进行储存,并进行 稳压以保持网络的稳定。然后,三种煤气将被应用 于生产环节,为满足混合生产用户的需求,不同煤气 还可以通过煤气混合站进行混合。在满足钢铁企业 自身煤气需求后,富余煤气将流入煤气缓冲单元(自 备电厂、钢化联产等);当煤气产量波动过大时,放散 塔会放散部分煤气以保证煤气网络安全与平衡。

2)蒸汽网络。

蒸汽是钢铁能源局域网中重要的二次能源,具 有很大的资源利用价值。作为余热回收的能量载 体,蒸汽广泛存在于炼钢、轧钢、炼焦等环节。钢铁 能源局域网的蒸汽管网具有范围广、多汽源、多用 途、路线长的特点。在实际钢铁生产中,蒸汽管网年 久失修,旧管道存在蒸汽泄漏、数据采集困难的问 题,同时由于蒸汽产消波动大、低品位余热回收率 低,导致蒸汽利用率整体偏低。因此,应分析蒸汽网 络与各能源网络之间的耦合关系,最大限度减少能 源浪费。



Fig.3 Gas network topology

#### 3)电力网络。

随着钢铁内部能源利用率的提升,大中型钢企的自发电率高达70%以上,我国钢铁企业购入能源中,电力消耗仅占7.6%<sup>[21]</sup>。未来,电炉短流程炼钢

将成为主流,大规模的高载能负荷将会对电网造成 冲击,甚至破坏电网运行稳定性,需要提前对电炉、 轧机等负荷工况进行分析,制定合理的应对策略,确 保电能质量以及电力系统安全稳定运行。

事实上,许多生产设备也同时生产与消耗能源。 例如,转炉消耗电能与氧气,产生转炉煤气与饱和蒸 汽;焦炉消耗煤炭,产生焦炭与焦炉煤气;高炉消耗 电能与焦炭,产生高炉煤气。各独立的能源子网通 过生产环节耦合,形成了聚合炭网(煤炭和焦炭)、燃 气网、蒸汽网以及电力网的复杂能源网络,如图 4 所示。





2.1.2 生产流程

钢铁能源局域网物理层中基于生产流程的物质流与能量流作用关系介绍如下。

1)铁前工序。

烧结和球团工序分别将铁矿石变为酸性烧结矿 与碱性球团矿,为高炉提供冶炼原料。烧结与球团 过程会产生高温烟气,高温烟气首先经过脱硫处理, 然后利用烟气热交换器将高温烟气的热量传递给低 温流体,以此来达到余热回收的目的,最终实现余热 发电。烧结、球团释放的烟气流量大、温度高,因此 对其进行高效的回收利用十分必要。

作为高炉的还原剂和主要的热量来源,焦炭通 常由焦炉制取。焦炉生产以煤的干馏为主要反应, 将煤在隔绝空气的情况下加热分解生成焦炭等产 物,同时产生焦炉煤气。焦炉煤气是钢铁能源局域 网中含量最大的二次能源之一,既可以参与工业内 循环(发电、其他工序使用),又可以外供民用。氢气 与甲烷是焦炉煤气的主要组成部分,工业中常采用 变压吸附制氢装置来提取氢气,参与高炉反应以达 到置换焦炭的目的。除此之外,焦炉煤气还可作为 还原剂在竖炉中进行铁矿石的还原,并可作为反应 原料参与甲醇、天然气、合成氨等化工产品的制备。

2)高炉。

高炉能耗占整个钢铁生产总能耗的 30% 左右, 高炉工序的能源利用水平与节能降碳能力是钢铁行 业实现"双碳"目标的关键因素<sup>[22]</sup>。

高炉炼铁过程中副产物包括高炉煤气和高炉炉 渣。其中高炉煤气具有热能与压力能,常通过汽电 同驱高炉鼓风机与能量回收透平同轴机组(blast furnace blower with combined steam and electric drive and energy recovery turbine unit, BCRT)或烧结余热与 高炉顶压能量回收联合发电机组(sinter energy & blast furnace top pressure recovery turbo unit,STRT)进 行能量回收与利用。上述机组集蒸汽轮机、燃气轮 机、余热锅炉、余压透平机(blast furnace top gas recovery turbine unit,TRT)、空气压缩机于一体,将高 炉煤气的余压余热转化为机械能,同时实现高炉鼓 风与发电,使能量得到最大化回收与利用<sup>[23]</sup>。高炉 炉渣量大、温度高,从出渣口流出后经过水淬工艺 (炉渣与水换热)淬化为水渣,水渣多用来制作水泥、 化肥以及不锈钢等。水淬工艺会产生流量大、温度 稳定的冲渣水,可进行低温余热发电、供暖以及 洗浴。

此外,氢气因具有较强还原性且清洁度高,被应 用于高炉炼铁中<sup>[24]</sup>。将电解水制氢与焦炉煤气制氢 相结合,向高炉喷吹系统吹入氢气,氢气在高炉中与 铁矿石发生反应,生产铁水,从而实现了焦炭的部分 替代。

3)转炉。

转炉炼钢蕴含着复杂的物理化学过程,既消耗能源,也产生能源。在转炉整体能耗中,氧气消耗占比约 60%,电能消耗占比约 20%,同时在冶炼过程中也会产生大量的转炉煤气、饱和蒸汽和高温转炉钢渣,可进行能量的回收再利用<sup>[25]</sup>。

转炉煤气的主要成分为一氧化碳与二氧化碳,

温度高达1500℃,在满足钢铁内部用气需求后,富 余煤气可用来发电。转炉煤气可与高炉煤气、天然 气混合后送入燃气蒸汽联合循环发电机组 (combined cycle power plant, CCPP)进行发电。生产 的转炉煤气也可先进行余热回收,高品位热用于蒸 汽发电,低品位热通过换热为厂区居民提供生活热 水。高温饱和蒸汽作为转炉的副产物之一,常用饱 和蒸汽发电机组进行余热回收与发电。

转炉钢渣的高效利用是炼钢工艺实现可持续发 展的关键,也是提高企业效益、减少资源浪费的重要 步骤。由于转炉钢渣的温度高于钢水,因此钢渣余 热的利用效益十分可观。钢渣余热可用来烘烤石灰 石、白云石、萤石等转炉溶剂,以避免溶剂过于潮湿 而降低钢水质量。降温后的钢渣常用作筑路材料、 生产钢渣砖、生产水泥等。

4)电炉。

电炉是钢铁能源局域网中典型高耗电设备,以 废钢为主要原料,在电极的作用下加热和融化炉料, 钢铁生产过程化石能源消耗量少。然而,由于废钢 价格与废钢资源的限制,部分电炉炼钢企业对废钢 资源消费的积极性差,一般多采用铁水热装技术进 行炼钢,热兑铁水比达50%以上,导致高炉产量增 大,二氧化碳排放量升高<sup>[26]</sup>。因此,新形势下的钢铁 能源局域网中鼓励高比例甚至全废钢电炉工艺,最 大限度提高降碳能力。

未来,电炉钢的比例将进一步提升,如何增强短 流程路线中的能量回收与利用能力是电炉炼钢发展 的关键。电炉生产过程中会产生大量的烟气,最高 温度可达2000℃,携带的热量约为短流程路线输入 总能量的15%。高温烟气首先经过水冷管道降温后 送入燃烧沉降室,在其中一氧化碳得到充分的燃烧; 随后高温烟气进入水冷管道进一步降温后送入余热 锅炉中进行余热回收;最后低温烟气与除尘密闭罩 释放的烟气混合后送入袋式除尘器除尘,再通过消 声风机排出。

5)轧钢。

轧钢分为冷轧和热轧两部分,以电能消耗为主, 同时消耗部分燃气加热板坯。饱和蒸汽为轧钢工序 可利用的副产物,通过与转炉饱和蒸汽混合,送入含 纯凝汽式汽轮机、发电机等设备的发电机组进行发 电。为保证发电系统的安全与稳定运行,常配备循

6

环水系统,为发电机组提供冷却水。

综上,钢铁能源局域网各环节电、热、气、煤等能 流耦合紧密,若供热系统发生故障,将影响余热回收 发电,进而影响电炉及轧机的正常工作;若燃气系统 发生故障时,燃气资源无法充分利用,将会影响局域 网的自发电比例。因此需要结合信息层中安全分析 及应急保障等功能,实现对钢铁能源局域网的安全 评估,辨识用能薄弱环节,在故障时给出最优应急 策略。

#### 2.2 信息层

信息层是能源局域网的智慧能源大脑,可实现 综合态势感知、安全评估、云边端协同以及协同优化 等。在钢铁能源局域网中构建具备多功能的智慧信 息平台<sup>[27]</sup>,可将物理层各信息化系统中电厂出力、煤 气分配量、蒸汽回收量、购电购气量等数据进行高效 的处理并传递给钢铁智慧大脑,为能源管理、能耗监 测、碳管理等提供指导。

#### 2.2.1 综合态势感知

综合态势感知面向电、气、热、煤等能源的出力 特点,从源侧对不同能源间互补互济潜力进行分 析<sup>[28]</sup>。钢铁能源局域网中包含电力、煤气、余热、氢 气等能源,各能源耦合紧密,能源供给方式多样,基 于态势感知技术对多源异构数据进行分析,可得出 在满足钢铁每日生产目标下对各能源出力的预测, 实现钢铁能源局域网的实时运行态势感知。

#### 2.2.2 安全评估

钢铁能源局域网中的多能安全具有多时间尺度、多生产层次、多流程串联的特点。随着多能系统的耦合不断增强,安全评估是保障钢铁生产过程安全运行的重要工具<sup>[29]</sup>。通过对物理层传递实时生产数据的分析,给出多能系统的综合运行状态,同时发出安全警告,寻找出生产过程中安全薄弱工序,保障钢铁能源局域网的安全运行。

#### 2.2.3 云边端协同

现有钢铁企业针对钢材结构强度、力学性能、尺 寸等产品质量问题多采用事后处理方式,存在缺少 有效数据采集与处理平台、关键工序控制模型精度 不够、非线性工序过程参数波动以及上下游工序信 息融合不充分等难题<sup>[30]</sup>。通过融合全生产工序的钢 铁能源局域网架构,构建基于云-边-端协同的数据 采集与处理平台,可有效解决生产过程中面临的数 据信息不集中、数据质量不均衡、数据标准不一致等问题,实现多源异构数据的有效融合与时空同步。

## 2.2.4 协同优化

钢铁生产过程中多能源以及能源与生产的协同 优化是提高能源利用效率的关键<sup>[31]</sup>。将电力系统、 煤气系统、蒸汽系统等能源系统深度融合,并在此基 础上分析工序间时序特性与物料关系,结合物理层 中设备信息及数据处理平台,进行钢铁生产全过程 的物质流与能量流协同优化,达到节能降耗的目的。

#### 2.3 价值层

价值层是能源局域网的综合能源服务中心,以 促进新能源消纳、降低成本为目标。钢铁能源局域 网价值层的构建,可实现钢铁行业由能源消耗侧拓 展为能源生产侧与消耗侧共存的形式,还原能源和 电力的商品属性,从价值驱动角度为钢铁行业提供 更多的增值服务。

#### 2.3.1 需求侧响应

钢铁能源局域网中生产设备众多,具有较高的 调控潜力,结合各设备的生产特性,可调负荷分为生 产性负荷与非生产性负荷。生产性负荷包括电炉、 电解槽、轧机、制氧机、卷扬机等,非生产性负荷包括 厂区生活用电、办公照明和中央空调等。通过充分 挖掘可调负荷的响应潜力,结合分布式电源、分布式 储能以及能量转换设备,达到激发负荷柔性的 目的<sup>[32]</sup>。

#### 2.3.2 虚拟电厂

钢铁能源局域网中拥有大规模分布式电源、分 布式储能、可调负荷,虚拟电厂采用通信、智能调度 等技术对以上资源进行聚合与优化<sup>[33]</sup>,作为一个整 体参与能量市场交易。虚拟电厂可保证钢铁能源局 域网在正常运行的条件下,最大限度提高效益、减少 二氧化碳排放、降低发电成本。

#### 2.3.3 碳交易

随着钢铁行业逐步纳入全国碳交易市场,减碳 应成为行业发展的主流<sup>[34]</sup>。在钢铁能源局域网中, 可通过产业结构的调整、清洁能源的利用以及产能 的控制等举措降低二氧化碳排放。在二氧化碳排放 额逐年递减的情况下,钢铁企业应积极进行低碳节 能改造,实现高耗能设备的替代,并开展低碳技术研 究,为实现"双碳"目标贡献力量。

#### 3 钢铁能源局域网须突破的关键技术

#### 3.1 物理层关键技术

#### 3.1.1 氢冶金技术

钢铁行业的传统冶炼模式为碳冶金,其基本反 应如式(1)所示,焦炭充当还原剂将铁矿石还原为铁 水,同时生成副产物二氧化碳。氢冶金则是基于碳 冶金模式建立,其基本反应如式(2)所示,氢气替代 焦炭作为还原剂,生成副产物水。

 $Fe_2O_3 + 3CO = 2Fe + 3CO_2$  (1)

$$Fe_2O_3 + 3H_2 = 2Fe + 3H_2O$$
 (2)

氢冶金契合当前钢铁行业发展需求,是未来冶 炼模式的主流。氢冶金技术主要分为高炉富氢还原 法和气基直接还原竖炉法,鉴于我国绝大部分钢铁 企业仍以长流程炼铁为主,高炉富氢还原技术是未 来几年的研究热点。目前,氢冶金技术处于起步阶 段,面临氢气的经济制取与储运难度大、高炉氢气注 入量限制等困难,仍需要进行不断的研究与探索。

3.1.2 碳捕获、利用与封存技术

碳捕获、利用与封存(carbon capture, utilization and storage, CCUS)技术是钢铁行业低碳转型的可行 技术选择以及实现碳中和目标的重要技术保障。我 国钢铁厂释放的二氧化碳主要来自炼焦和炼铁过 程。目前"高炉+碳捕集"及"熔融炉+碳捕集"技术得 到了快速发展。其中,熔融炉是利用铁矿、煤炭直接 进行还原炼铁,省去了烧结工序这一碳排放大户过 程,直接减少了炼铁过程中的碳排放。虽然钢铁 CCUS 技术已经相对成熟,但能耗与成本偏高,仍需 要对技术不断的改进,实现 CCUS 技术在钢铁行业 的规模化应用<sup>[35]</sup>。

3.1.3 钢化联产技术

钢化联产,即钢铁化工联合生产,钢铁冶炼过程 产生的副产品煤气中含有丰富的氢气和一氧化碳资 源,是多数化工产品的原材料<sup>[36]</sup>。以焦炉煤气、高炉 煤气联合制甲醇为例,通过将焦炉煤气中的一氧化 碳、氢气分离提纯,与高炉煤气中的二氧化碳配成合 适的氢碳比,在炉渣余热的作用下发生如式(3)的 反应。

$$\begin{array}{c} \text{CO} + 2\text{H}_2 \rightarrow \text{CH}_3\text{OH} \\ \text{CO}_2 + 3\text{H}_2 \rightarrow \text{CH}_3\text{OH} + \text{H}_2\text{O} \end{array} \tag{3}$$

虽然钢化联产具有"以碳固碳"的能力,但现阶

段钢化联产的推行存在困难<sup>[37]</sup>。首先,当前钢铁生 产过程中的煤气已基本平衡,若推行钢化联产,则需 要更多的外购电量;其次,气体分离技术尚未成熟, 经济性未知。因此,在一定技术支撑的基础上推行 钢化联产是钢铁行业实现绿色转型的重要途径。

#### 3.2 信息层关键技术

3.2.1 多元物质流-能量流协同建模与分析

钢铁能源局域网中涉及物质流-能量流的耦合 以及复杂的运行机理,需要在深入研究其运行机理 的基础上进行多元物质流-能量流协同建模,建立恰 当的元件模型(高炉、转炉、电炉、轧机等)与网络模 型(电力网络、燃气网络、供热网络),并基于此进行 生产调度分析<sup>[38]</sup>。

3.2.2 多工序协同优化调度

钢铁能源局域网生产工序众多且时间尺度各 异,包含高炉炼铁、转炉炼钢、电炉炼钢、热轧、冷轧、 连铸等工序,同时还拥有大规模的分布式发电资 源<sup>[39-40]</sup>。考虑不同工序间的物质流-能量流耦合关 系、自备电厂的启停和出力计划,同时兼顾实时环境 情况、生产状态、订单数量等信息,来达到经济效益、 环境效益的最优,是未来需要解决的难题。

#### 3.3 价值层关键技术

#### 3.3.1 虚拟电厂技术

高比例新能源(以屋顶光伏为主)、电力电子装置(轧机传动所用的变流器、生产工序所用的继电器和高压断路器等)的接入,使得钢铁能源局域网需要在原有的虚拟电厂辅助服务(调峰、调频等)基础上新增爬坡、转动惯量等辅助服务品种,以此来提升电力系统灵活性与保障能力,促进新能源消纳<sup>[41]</sup>。此外,钢铁能源局域网中能流多,可调资源丰富,如何发掘源网荷储中的灵活性资源来参与虚拟电厂,是技术发展的关键。

#### 3.3.2 碳交易技术

钢铁能源局域网中存在机组类型不一、新能源 消纳能力不同、产业结构不同等问题,导致能源市场 的运作方式出现差异,须构建针对性碳交易机制,充 分发挥碳交易市场资源配置作用。碳交易运作的前 提是确保交易的安全与信任问题,构建基于区块链 技术的钢铁能源局域网碳交易体系,可保障交易的 可靠性与真实性。

#### 4 钢铁能源局域网典型案例

目前,我国正开展钢铁能源局域网的应用。案例一利用沿海钢铁企业的天然优势,建立"燃-热-电-水-盐"一体化生产模式,实现了低端能源的高效 梯级利用。案例二通过构建氢能源开发与利用工 程,提高了生产过程中的氢气使用比例,有利于钢铁 企业的降碳减排。案例三将 CCUS 技术融入钢铁行 业,通过利用钢铁生产过程中产生的大量余热来降 低碳捕集成本,实现二氧化碳的低浓度排放。

#### 4.1 案例一

首钢京唐公司从全流程出发,建成世界首例 "燃-热-电-水-盐"五效一体高效循环利用系统,创 立冶金能源高效转化、梯级利用新模式,系统发电效 率达47%以上,热效率达81.5%,淡水产能可满足企业70%的需求,年减排二氧化碳约40万t<sup>[42]</sup>。该系统在全球首次尝试并成功运用,为临海靠港的钢铁企业转型发展提供新思路,助推地域性钢铁企业形成绿色发展新格局。

该系统以燃气蒸汽循环发电技术、大型单体热 法海水淡化装置以及配套发电机组"水电共生"技 术、热膜耦合浓盐水技术为支撑,运行模式如图5所 示。钢铁厂中的燃气混合气通过电除尘、加压操作 后送入燃气蒸汽循环机组中进行发电。该过程产生 的大量低品质余热将被送往与海水淡化装置耦合的 汽轮机中,实现"水电共生",为厂区提供大量的工业 用水,产生的浓盐水则进行化工制碱,在获得一定经 济效益的同时,实现环境友好。





Fig.5 Schematic diagram of the "gas-heat-electricity-water-salt" five-effect efficient recycling system

#### 4.2 案例二

案例二为河北河钢的氢能源开发和利用工程示 范项目,如图6所示。该项目充分利用张家口地区 国家级可再生能源示范区优势,建立"零碳"物流平 台,打造可推广、可复制的"零碳"制氢与氢能产业发 展协同互补的创新发展模式。

氢气制取方面,利用丰富的焦炉煤气提纯氢气 以及电解水工艺,每年提纯氢气可达 20 多亿标准立 方米,结合大规模可再生能源制氢,可提供丰富的氢 能资源。氢气利用方面,河钢利用高炉富氢还原技 术替代传统高炉碳冶金工艺,将制取的氢气送入喷 煤系统来替代焦炭的使用,可实现年降碳幅度达 60%。此外,河钢建设了全国首条规模化氢能重卡 运输线,实现年减碳 6 500 t,为重工业密集的唐山地 区减碳作出了积极贡献<sup>[43]</sup>。







#### 4.3 案例三

案例三为内蒙古包钢集团的 CCUS 示范项目, 项目示意图如图 7 所示。该项目将生产过程中的 二氧化碳进行捕集,并对碳捕集装置的再生气进 行余热回收。碳流一部分经管道输送至碳化法钢 铁渣综合利用环节进行固化利用,另一部分经过 压缩液化后采用电动卡车送至周边油气田进行压 裂、吞吐、驱替等服务,实现二氧化碳的永久地质 封存。

据悉该项目预计每年可实现二氧化碳减排 36.53万t,相当于植树近1900万棵<sup>[44]</sup>。CCUS是钢 铁行业深度脱碳的必要手段,该示范项目验证了 CCUS应用于钢铁能源局域网中的有效性。



图 7 碳捕集、利用与封存项目示意图 Fig.7 Diagram of carbon capture, utilization, and storage project

#### 4.4 小结

在钢铁能源局域网建设的初步探索中,钢铁企 业进行了能源梯级利用、氢能源开发与利用以及减 碳技术探索等实践。上述三个案例证明建设钢铁能 源局域网可有效降低企业碳排,实现能源的高效利 用。通过在钢铁企业开展能源局域网建设示范项 目,可为新技术、新方法、新工艺的应用提供试验平 台,为钢铁能源互联网规模化建设贡献宝贵经验,助 力我国钢铁行业绿色低碳转型。

#### 5 结束语

当前,钢铁行业高能耗、高碳排、低效率的生产 方式已无法满足新形势下中国工业发展需求,在能 源互联网背景下,推行钢铁能源局域网是钢铁行业 绿色低碳转型的关键步骤,也是我国实现"双碳"目 标的重要驱动力。文中根据能源局域网的特点,结 合钢铁生产模式以及钢铁行业未来发展趋势,对钢 铁能源局域网的概念、体系架构及亟须突破关键技 术进行了初步探讨。此外,通过介绍三个典型案例 证明了建设钢铁能源局域网的可行性与有效性。

作为典型行业的能源局域网,钢铁能源局域网 是能源网络、信息网络、生产工序的耦合,涉及能源、 信息以及冶金等多个学科,未来需要多领域、多学科 的共同努力来推动钢铁能源局域网的进一步发展。

#### 参考文献

- [1] 赵佩尧,李正烁,高晗,等.电-气-热综合能源系统协同调度优 化研究综述[J].山东电力技术,2024,51(4):1-11.
   ZHAO Peiyao, LI Zhengshuo, GAO Han, et al. Review on collaborative scheduling optimization of electricity-gas - heat integrated energy system [J]. Shandong Electric Power, 2024, 51 (4):1-11.
- [2] 张靖,高峰,徐双庆,等.能源互联网技术架构与实例分析[J].
   中国电力,2018,51(8):24-30.
   ZHANG Jing, GAO Feng, XU Shuangqing, et al. Energy Internet

technological architecture and case analysis [J]. Electric Power, 2018,51(8):24-30.

- [3] 周孝信,陈树勇,鲁宗相,等.能源转型中我国新一代电力系统的技术特征[J].中国电机工程学报,2018,38(7):1893-1904.
  ZHOU Xiaoxin, CHEN Shuyong, LU Zongxiang, et al. Technology features of the new generation power system in China [J].
  Proceedings of the CSEE,2018,38(7):1893-1904.
- [4] 孙宏斌,郭庆来,潘昭光.能源互联网:理念、架构与前沿展望
   [J].电力系统自动化,2015,39(19):1-8.
   SUN Hongbin, GUO Qinglai, PAN Zhaoguang. Energy Internet: concept, architecture and frontier outlook [J]. Automation of Electric Power Systems,2015,39(19):1-8.
- [5] 孙宏斌,郭庆来,潘昭光,等.能源互联网:驱动力、评述与展望
  [J].电网技术,2015,39(11):3005-3013.
  SUN Hongbin, GUO Qinglai, PAN Zhaoguang, et al. Energy Internet: driving force, review and outlook [J]. Power System Technology,2015,39(11):3005-3013.
- [6] 胡海涛,郑政,何正友,等.交通能源互联网体系架构及关键技术[J].中国电机工程学报,2018,38(1):12-24.

HU Haitao, ZHENG Zheng, HE Zhengyou, et al. The framework and key technologies of traffic energy Internet [J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(1): 12-24.

- [7] 付学谦,周亚中,孙宏斌,等.园区农业能源互联网在线安全分析: 评述与展望[J].中国电机工程学报,2020,40(17):5404-5412.
   FU Xueqian, ZHOU Yazhong, SUN Hongbin, et al. Online security analysis of a park - level agricultural energy Internet: review and prospect[J].Proceedings of the CSEE,2020,40(17):5404-5412.
- [8] 宋永华,林今,胡泽春,等.能源局域网:物理架构、运行模式与市场机制[J].中国电机工程学报,2016,36(21):5776-5787.
   SONG Yonghua, LIN Jin, HU Zechun, et al. Energy distribution network:infrastructure,operation mode and market mechanism[J].
   Proceedings of the CSEE,2016,36(21):5776-5787.
- [9] WANG W L, YANG X D, CAO J H, et al. Energy Internet, digital economy, and green economic growth: evidence from China [J]. Innovation and Green Development, 2022, 1(2):100011.
- [10] 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.
- [11] 李懿鑫,李正烁,刘航航.综合能源生产单元参与日前电-气耦 合市场分布鲁棒自调度方法[J].山东电力技术,2024,51(4): 47-55.

LI Yixin, LI Zhengshuo, LIU Hanghang. Distributed robust selfscheduling method for integrated energy production unit participating in day – ahead electricity – gas joint market [J]. Shandong Electric Power, 2024, 51(4):47–55.

- [12] SUN W Q, WANG Q, ZHOU Y, et al. Material and energy flows of the iron and steel industry: status quo, challenges and perspectives [J].Applied Energy, 2020, 268:114946.
- [13] 殷瑞钰.论钢厂制造过程中能量流行为和能量流网络的构建
  [J].钢铁,2010,45(4):1-9.
  YIN Ruiyu. Comment on behavior of energy flow and construction of energy flow network for steel manufacturing process [J]. Iron & Steel, 2010,45(4):1-9.
- [14] 殷瑞钰."流"、流程网络与耗散结构——关于流程制造型制造 流程物理系统的认识[J].中国科学:技术科学,2018,48(2): 136-142.
  YIN Ruiyu. "Flow", flow network and dissipative structure— Understanding of the physical system of manufacturing process of process manufacturing type [J]. Scientia Sinica: Technologica, 2018,48(2):136-142.
- [15] YU X, TAN C. China's pathway to carbon neutrality for the iron and steel industry [J]. Global Environmental Change, 2022, 76: 102574.
- [16] 董朝阳,赵俊华,文福拴,等.从智能电网到能源互联网:基本概

念与研究框架[J].电力系统自动化,2014,38(15):1-11. DONG Zhaoyang, ZHAO Junhua, WEN Fushuan, et al. From smart grid to energy Internet: basic concept and research framework[J]. Automation of Electric Power Systems,2014,38(15):1-11.

[17] 崔小杰,胡长庆.高炉富氢冶炼发展现状与展望[J].中国冶金, 2024,34(5):1-10.

CUI Xiaojie, HU Changqing. Research trends and prospects of hydrogen-rich ironmaking in blast furnace[J].China Metallurgy, 2024, 34(5):1-10.

- [18] 谷鹏飞,孙宏斌,薛屹洵,等.考虑煤气调度的钢铁园区能量流-物质流协同优化方法[J].电力自动化设备,2024(9):32-40. GU Pengfei, SUN Hongbin, XUE Yixun, et al. Collaborative optimization method of energy and material flows in iron and steel park considering gas scheduling [J]. Electric Power Automation Equipment,2024(9):32-40.
- [19] SUN W Q, WANG Q, ZHENG Z, et al. Material-energy-emission nexus in the integrated iron and steel industry [J]. Energy Conversion and Management, 2020, 213:112828.
- [20] YANG J H, CAI J J, SUN W Q, et al. Optimization and scheduling of byproduct gas system in steel plant[J].Journal of Iron and Steel Research International, 2015, 22(5):408-413.
- [21] 郝飞,沈军,燕飞,等.钢铁企业电网控制问题分析及策略研究
  [J].冶金自动化,2015,39(5):36-40.
  HAO Fei, SHEN Jun, YAN Fei, et al. Analysis and strategy research of power grid control in iron and steel enterprises [J].
  Metallurgical Industry Automation,2015,39(5):36-40.
- [22] BAO J, ZHANG J L, XU R S, et al. Combustion behavior of coinjecting flux, pulverized coal, and natural gas in blast furnace and its influence on blast furnace smelting[J].Fuel, 2024, 362:130858.
- [23] LI J Q, LI C Z, ZHANG W, et al. Material, energy and exergy flows of the oxygen blast furnace process with sintering flue gas injection [J].Journal of Cleaner Production, 2022, 371:133294.
- [24] 高建军,齐渊洪,严定鎏,等.中国低碳炼铁技术的发展路径与 关键技术问题[J].中国冶金,2021,31(9):64-72.
  GAO Jianjun, QI Yuanhong, YAN Dingliu, et al. Development path and key technical problems of low carbon ironmaking in China[J].
  China Metallurgy,2021,31(9):64-72.
- [25] 于勇,朱廷钰,刘霄龙.中国钢铁行业重点工序烟气超低排放技术进展[J].钢铁,2019,54(9):1-11.
  YU Yong, ZHU Tingyu, LIU Xiaolong. Progress of ultra-low emission technology for key processes of iron and steel industry in China[J].Iron & Steel, 2019, 54(9):1-11.
- [26] SABOOHI Y, FATHI A, ŠKRJANC I, et al. Optimization of the electric arc furnace process [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2019, 66(10): 8030–8039.
- [27] HUANG D, DINGA C D, WEN Z G, et al.Industrial-environmental management in China's iron and steel industry under multiple objectives and uncertainties [J]. Journal of Environmental

Management, 2022, 310:114785.

- [28] 薛屹洵,潘昭光,王彬,等.多能流多尺度综合安全评估关键技术研发与应用[J].电网技术,2021,45(2):437-447.
   XUE Yixun, PAN Zhaoguang, WANG Bin, et al. Security assessment module in integrated energy management system: development and application[J].Power System Technology, 2021, 45(2):437-447.
- [29] 王守相,梁栋,葛磊蛟.智能配电网态势感知和态势利导关键技术[J].电力系统自动化,2016,40(12):2-8.
  WANG Shouxiang, LIANG Dong, GE Leijiao. Key technologies of situation awareness and orientation for smart distribution systems
  [J].Automation of Electric Power Systems, 2016,40(12):2-8.
- [30] LIN Y C, MA L W, LI Z, et al. Understanding the drivers of CO<sub>2</sub> growth in China's iron and steel sector: an integrated analysis of the energy-material -economy nexus [J]. Journal of Cleaner Production, 2023, 425:138849.
- [31] XIE S, ZHANG J S, SHI D T, et al. Multi-energy optimization under the water-energy-carbon nexus in a typical iron and steel plant[J].Applied Thermal Engineering, 2023, 224:120086.
- [32] 李嘉娟,艾芊,殷爽睿.虚拟电厂参与调峰调频服务的市场机制与国外经验借鉴[J].中国电机工程学报,2022,42(1):37-56.
  LI Jiamei, AI Qian, YIN Shuangrui.Market mechanism and foreign experience of virtual power plant participating in peak-regulation and frequency-regulation[J].Proceedings of the CSEE, 2022, 42 (1):37-56.
- [33] ZHANG W, LI G X, GUO F Y. Does carbon emissions trading promote green technology innovation in China? [J]. Applied Energy, 2022, 315:119012.
- [34] 徐筝,孙宏斌,郭庆来.综合需求响应研究综述及展望[J].中国 电机工程学报,2018,38(24):7194-7205.
  XU Zheng, SUN Hongbin, GUO Qinglai. Review and prospect of integrated demand response[J].Proceedings of the CSEE,2018,38 (24):7194-7205.
- [35] WANG R Q, JIANG L, WANG Y D, et al. Energy saving technologies and mass - thermal network optimization for decarbonized iron and steel industry: a review [J]. Journal of Cleaner Production, 2020, 274:122997.
- [36] WANG I, JI G Z, TURAP Y, et al. A short-cut chemical looping hydrogen generation system by using iron-based material from steel industry [J]. Chemical Engineering Journal, 2020, 394: 124882.
- [37] 郭玉华,周继程.中国钢化联产发展现状与前景展望[J].中国 冶金,2020,30(7):5-10.
   GUO Yuhua, ZHOU Jicheng. Current situation and future outlook of steel chemical co-production in China [J]. China Metallurgy,

- [38] 姚良忠,朱凌志,周明,等.高比例可再生能源电力系统的协同 优化运行技术展望[J].电力系统自动化,2017,41(9):36-43.
   YAO Liangzhong, ZHU Lingzhi, ZHOU Ming, et al. Prospects of coordination and optimization for power systems with high proportion of renewable energy [J]. Automation of Electric Power Systems,2017,41(9):36-43.
- [39] 张素香,赵丙镇,王风雨,等.海量数据下的电力负荷短期预测
  [J].中国电机工程学报,2015,35(1):37-42.
  ZHANG Suxiang, ZHAO Bingzhen, WANG Fengyu, et al. Short-term power load forecasting based on big data [J]. Proceedings of the CSEE,2015,35(1):37-42.
- [40] YANG H F, JIANG P, WANG Y, et al. A fuzzy intelligent forecasting system based on combined fuzzification strategy and improved optimization algorithm for renewable energy power generation[J].Applied Energy, 2022, 325:119849.
- [41] 张宁,王毅,康重庆,等.能源互联网中的区块链技术:研究框架 与典型应用初探[J].中国电机工程学报,2016,36(15):4011-4023.

ZHANG Ning, WANG Yi, KANG Chongqing, et al. Blockchain technique in the energy Internet: preliminary research framework and typical applications [J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36 (15):4011-4023.

- [42] 首钢集团.首钢京唐:京津冀协同发展中的国企力量[EB/OL].
   (2024-02-28)[2024-07-01].https://shougang.com.cn/sgweb/ html/sgyw/20240228/10772.html.
- [43] 余天门.河钢:"氢"启未来,领跑绿色发展新赛道[N].中国冶金 报,2023-09-19(001).
- [44] 内蒙古自治区工业和信息化厅.自治区第一个钢铁行业CCUS 全产业链示范工程在包钢开工建设[EB/OL].(2022-08-08)
   [2024-07-01].http://gxt.nmg.gov.cn/gxdt\_new/zzq/202208/ t20220808\_2099647.html.

收稿日期:2024-07-04

修回日期:2024-09-13

作者简介:

谷鹏飞(1999),男,博士在读,主要研究方向为钢铁能源互联网运行优化;

孙宏斌(1969),男,博士,教授,主要研究方向为能源互联网;

薛屹洵(1993),通信作者(xueyixun@tyut.edu.cn),男,博士,教授,主要研究方向为综合能源系统运行与规划;

常馨月(1994),女,博士,副教授,主要研究方向为综合能源系统 规划与运行、低碳和不确定性优化;

李泽宁(1994),男,博士,讲师,主要研究方向为综合能源系统运 行与优化;

杜 源(1996),男,博士在读,主要研究方向为综合能源系统运 行与规划。

(责任编辑 车永强)

2020, 30(7): 5-10.

DOI: 10.20097/j.cnki.issn1007-9904.2025.02.002

# 基于自适应神经动力学算法的电-氢综合能源系统 分布式能量管理方法

管文博1,2.3,李基源1,2.3,常馨月1,2,3\*,薛屹洵1,2,3,苏 珈1,2,3,李泽宁1,2,3

(1.太原理工大学电气与动力工程学院,山西 太原 030024;

2.煤电清洁智能控制教育部重点实验室(太原理工大学),山西 太原 030024;

3. 能源互联网山西省重点实验室(太原理工大学),山西 太原 030024)

摘要:近年来,在能源需求持续攀升和氢能技术不断发展的背景下,电-氢综合能源系统引起了学界的广泛关注。随着大量分布式资源的接入,系统呈现出愈加显著的多主体特征,给电-氢综合能源系统的能量管理带来了新的挑战。文中提出了一种基于自适应神经动力学算法的电-氢综合能源系统分布式能量管理策略。首先,考虑火力机组、风光机组、电解槽、储氢罐、氢化工等能源设备的运行成本及约束,建立了电-氢综合能源系统能量管理模型。其次,针对此优化模型的求解,建立了一种分布式自适应神经动力学优化算法。该算法不仅保留了神经动力学算法计算时间短、速度快的特点,还减少了自变量初值对求解的影响。在算例中,所提方法同时与集中式方法和交替方向乘子法的求解结果对比,验证了所提方法在计算效率上的优越性和有效性。

关键词:电-氢综合能源系统;分布式能量管理;自适应神经动力学算法 中图分类号:TM715;TK01 文献标志码:A

文章编号:1007-9904(2025)02-0013-10

# Distributed Energy Management Method for Electric-hydrogen Integrated Energy System Based on Adaptive Neurodynamics Algorithm

GUAN Wenbo<sup>1,2,3</sup>, LI Jiyuan<sup>1,2,3</sup>, CHANG Xinyue<sup>1,2,3\*</sup>, XUE Yixun<sup>1,2,3</sup>, SU Jia<sup>1,2,3</sup>, LI Zening<sup>1,2,3</sup>

(1.College of Electrical and Power Engineering, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China;

2.Key Laboratory of Cleaner Intelligent Control on Coal & Electricity, Ministry of Education,

Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China;

3.Energy Internet Key Laboratory of Shanxi Province, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China)

Abstract: Recent years, against the background of the continuous rise in energy demand and the continuous development of hydrogen energy technology, the electric-hydrogen integrated energy system has attracted extensive attention in the academic community. With the access of a large number of distributed resources, the system presents more and more significant multi-agent characteristics, which brings new challenges to the energy management of electric-hydrogen integrated energy system. In this paper, a distributed energy management strategy for electric-hydrogen integrated energy system based on adaptive neuraldynamics algorithm is proposed. Firstly, considering the operating costs and constraints of thermal units, wind power units, photovoltaic units, electrolysis tanks, hydrogen storage tanks, hydrogen chemicals and other energy equipment, an energy management model for the electric-hydrogen integrated energy system is established. Secondly, a distributed adaptive neuraldynamics optimization algorithm is developed to solve the optimization model. The algorithm not only retains the characteristics of short computation time and speed of the neurodynamic algorithm, but also reduces the influence of the initial value of the independent variables on the solution. In case studies, comparisons of the proposed method with the solution results of the centralized method and the alternating direction multiplier method verifies the superiority of the used method in terms of computational efficiency and effectiveness.

Keywords: electric-hydrogen integrated energy system ; distributed energy management ; adaptive neurodynamics algorithm

**基金项目:**国家自然科学基金项目(52407133);山西省基础研究计划青年项目(202303021212059)。 National Natural Science Foundation of China (NSFC)(52407133); Shanxi Basic Research Program Youth Project (202303021212059).

### 0 引言

在现今的全球格局中,随着能源需求不断增加 以及碳排问题日益严重<sup>[1-3]</sup>,综合能源系统凭借其能 有效提升能量利用效率、实现多能灵活调度的优势 受到广泛关注<sup>[4-6]</sup>。近年来,氢能作为一种新型清洁 能源,其具有来源广泛、清洁绿色、可长期储存和能 量密度高等优势,氢能技术快速发展<sup>[7-8]</sup>。伴随着可 再生能源电制氢技术的愈发成熟,电-氢综合能源系 统已逐渐成为未来能源领域的一种发展趋势。

发展电-氢综合能源系统有利于促进新能源消 纳和降低碳排放<sup>[9]</sup>,因此其能量管理问题吸引学者 广泛关注。然而,随着分布式资源大量接入,多主体 特征愈发显著<sup>[10-11]</sup>,采用传统的集中式优化算法求 解可能会出现求解速度慢、单点故障、暴露隐私等问 题,无法满足实际要求。相比于集中式优化算法,应 用分布式优化算法可以有效规避上述问题,因此,对 分布式优化算法进行研究十分必要。

目前学界对分布式优化已有一定研究成果。文 献[12-13]均对交替方向乘子法(alternating direction method of multipliers, ADMM)进行改进与应用, 文献 [12]提出了基于 ADMM 的完全分布式最优潮流模 型,提高了系统面对网络攻击的鲁棒性,文献[13]提 出了基于改进 ADMM 的综合能源系统分布式鲁棒 优化调度模型,加强了区域综合能源系统中运营商 之间的信息安全和互动。文献[14]提出了一种协调 规划电力供暖模型,并利用一种面向场景的广义 Benders 分解算法来进行求解。文献[15]基于一种 新的可行性切割方法,改进了 Benders 分解算法以解 决分布式多主体电-热综合能源系统中的能源调度 问题。文献[16]提出了一种基于原始对偶的动态权 值分布式能源调度算法。文献[17]研究了网络攻击 下的多能源系统,提出了一种基于分布式弹性双梯 度下降的能源管理策略。文献[18]利用共识算法来 进行分布式综合能源系统调度和能源共享。上述算 法均已在综合能源系统广泛应用,但在计算时间、速 度等方面还存在不足。

文献[19-21]均采用基于神经动力学的优化算 法来解决综合能源系统的能量管理问题,此类算法 将全局优化问题分解为多个子问题,把每个能量单 元视为一个分布式主体,通过分布式主体实现优化 子问题的并行处理。对于每个主体而言,由于其并 行计算的特征,该算法具有计算时间短、速度快等优 势。然而,神经动力学算法的性能对自变量初值选取 具有一定依赖性。因此,为减少自变量初值对优化结 果的影响,文献[22]提出了自适应神经动力学算法, 其不仅保留了神经动力学算法计算时间短、速度快的 优势特点,而且无须对自变量初值选取做严格要求。

综上,针对电-氢综合能源系统能量管理问题, 本文提出了一种基于自适应神经动力学算法<sup>[22]</sup>的优 化策略。首先,以电-氢综合能源系统总运行成本最 低为优化目标,电力系统侧考虑火力、风力、光伏、潮 流等约束,氢能系统侧考虑电解槽、储氢罐等设备约 束,建立电-氢综合能源系统经济调度模型。其次, 针对上述优化问题,采用一种自适应神经动力学算 法进行求解,其不仅保留了神经动力学算法计算时 间短、速度快的特点,还可减少自变量初值对分布式 优化算法求解的影响。最后通过 MATLAB 进行算 例仿真,并与集中式、ADMM 进行对比,验证了所提 求解策略的优越性和有效性。

#### 1 电-氢综合能源系统经济调度模型

本文建立的电-氢综合能源系统整体可分为电 力子系统和氢能子系统。电力子系统侧包含传统的 火力发电机组以及利用新能源的光伏发电、风力发 电机组等。氢能子系统侧涵盖电解槽、储氢罐、氢化 工以及其他氢负荷等,其中,电解槽为电-氢能量转 化设备,储氢罐作为储能设备,在储氢的同时还可以 促进风光能源的消纳。电-氢综合能源系统基本结 构如图1所示。

#### 1.1 目标函数

建立电-氢综合能源系统能量管理问题,使系统的 总运行成本最低。本文所考虑优化问题的目标函数为

$$\min F_{\text{all}} = \sum_{i_c \in \Omega_{\text{cos}}} F_{i_c}^{\text{CON}} + \sum_{i_r \in \Omega_{rr}} F_{i_r}^{\text{PV}} + \sum_{i_u \in \Omega_{uc}} F_{i_u}^{\text{WG}} + \sum_{i_u \in \Omega_{uc}} F_{i_u}^{\text{HC}} + \sum_{i_u \in \Omega_{uc}} F_{i_u}^{\text{HC}} + \sum_{i_u \in \Omega_{uc}} F_{i_u}^{\text{HC}}$$
(1)

式中: $F_{all}$ 为电-氢综合能源系统的总运行成本; $F_{i_c}^{CON}$ 、  $F_{i_r}^{PV}$ 、 $F_{i_s}^{WG}$ 、 $F_{i_s}^{EL}$ 、 $F_{i_s}^{HSO}$ 、 $F_{i_s}^{HC}$ 分别为火力发电 $i_c$ 运行成本、 光伏发电 $i_p$ 运行成本、风力发电 $i_W$ 运行成本、电解 槽 $i_E$ 运行成本、储氢罐 $i_s$ 运行成本、氢化工 $i_H$ 运行成



Fig.1 Structure of electricity-hydrogen integrated energy system

本; $\Omega_{CON}$ 、 $\Omega_{PV}$ 、 $\Omega_{WC}$ 、 $\Omega_{EL}$ 、 $\Omega_{HSO}$ 、 $\Omega_{HC}$ 分别为常规发电机、 光伏、风电、电解槽、储氢罐、氢化工的集合。

1.1.1 火力发电运行成本

通常,火力发电使用传统能源,如煤炭、天然气、 石油或核能来生成电力。其运行成本通常表示为其 输出功率的二次函数<sup>[16]</sup>。

$$\begin{split} F_{i_{c}}^{\text{CON}} &= a_{i_{c},1}^{\text{CON}} (P_{i_{c}}^{\text{CON}})^{2} + a_{i_{c},2}^{\text{CON}} P_{i_{c}}^{\text{CON}} + a_{i_{c},3}^{\text{CON}} \quad (2) \\ \mbox{式中} : a_{i_{c},1}^{\text{CON}} , a_{i_{c},2}^{\text{CON}} \mbox{和} a_{i_{c},3}^{\text{CON}} \mbox{分别为火力发电机组} \, i_{c} \mbox{的成} \\ \mbox{本系数} ; P_{i_{c}}^{\text{CON}} \mbox{为火力发电机组} \, i_{c} \mbox{的出力} \\ \end{split}$$

1.1.2 光伏发电运行成本

由于太阳能被视为免费的可再生资源,因此本 文仅考虑光伏发电弃电惩罚成本以促进光伏消纳。

光伏发电弃电惩罚成本以二次函数[23]表示为

$$F_{i_{p}}^{PV} = a_{i_{p}}^{PV} (P_{i_{p}}^{PV} - P_{i_{p},f}^{PV})^{2}$$
(3)

式中: $a_{i_{e}}^{PV}$ 为光伏 $i_{p}$ 弃电惩罚成本系数; $P_{i_{e},f}^{PV}$ 为预测的  $i_{p}$ 最大光伏发电功率; $P_{i_{e}}^{PV}$ 为光伏 $i_{p}$ 实际发电功率。 1.1.3 风力发电运行成本

风力发电与光伏发电类似,设置风力发电弃电 惩罚成本,以二次函数<sup>[23]</sup>表示为

$$F_{i_{w}}^{WG} = a_{i_{w}}^{WG} (P_{i_{w}}^{WG} - P_{i_{w},f}^{WG})^{2}$$
(4)

式中: $a_{i_*}^{WG}$ 为风机 $i_w$ 弃电惩罚成本系数; $P_{i_*,f}^{WG}$ 为预测的  $i_w$ 最大风力发电功率; $P_{i_*}^{WG}$ 为风机 $i_w$ 实际发电功率。 1.1.4 电解槽运行成本

电解槽作为电负荷的同时也作为氢源,在运行

过程中需要考虑其运行维护成本;另外,由于电氢转 换效率并非100%,故还需要考虑在电力系统方面的 运行损失惩罚成本。故电解槽的运行成本<sup>[24]</sup>为

$$C_{i_{\varepsilon},1}^{\mathrm{EL}} = a_{i_{\varepsilon}}^{\mathrm{EL}} P_{i_{\varepsilon}}^{\mathrm{EL}}$$
(5)

$$C_{i_{k},2}^{\text{EL}} = c_{i_{k}}^{\text{EL}} (1 - \eta^{\text{H}_{2}}) P_{i_{k}}^{\text{EL}}$$
(6)

$$F_{i_{\rm E}}^{\rm EL} = C_{i_{\rm E},1}^{\rm EL} + C_{i_{\rm E},2}^{\rm EL}$$
(7)

式中: $C_{i_{\text{E}}}^{\text{EL}}$ 和 $C_{i_{\text{E}}}^{\text{EL}}$ 分别为电解槽 $i_{\text{E}}$ 的运行维护成本和运行损失惩罚成本; $a_{i_{\text{E}}}^{\text{EL}}$ 为电解槽 $i_{\text{E}}$ 运行维护成本系数; $P_{i_{\text{E}}}^{\text{EL}}$ 为电力系统利用电解槽 $i_{\text{E}}$ 来电解水制氢所消耗的电功率; $c_{i_{\text{E}}}^{\text{EL}}$ 为电解槽 $i_{\text{E}}$ 运行损失惩罚成本系数; $\eta^{\text{H}}$ 为电解槽的电氢转换效率。

1.1.5 储氢罐运行成本

储氢罐作为氢能存储设备,其运行成本主要包 括充放氢的过程中氢能的损失及设备的运行维护成 本。二者均受储氢罐自身耗能和充放氢效率影响。 储氢罐的运行成本<sup>[25]</sup>为

$$P_{i_{\mathrm{s}}}^{\mathrm{ch}} = P_{i_{\mathrm{s}}}^{\mathrm{EL},\mathrm{H}_{2}} = \eta^{\mathrm{H}_{2}} P_{i_{\mathrm{s}}}^{\mathrm{EL}}$$
(8)

$$P_{i_{s}}^{\text{dis}} = P_{i_{u}}^{\text{HC},\text{H}_{2}} \tag{9}$$

 $E_{i_{s,t}}^{\text{HSO}} = (1 - \delta^{\text{HSO}}) E_{i_{s,t-1}}^{\text{HSO}} + (P_{i_{s,t}}^{\text{ch}} \eta_{\text{ch}}^{\text{H}_{s}} - P_{i_{s,t}}^{\text{dis}} / \eta_{\text{dis}}^{\text{H}_{s}}) \Delta t (10)$   $F_{i_{s}}^{\text{HSO}} = c_{i_{s}}^{\text{HSO}} E_{i_{s}}^{\text{HSO}} \qquad (11)$ 

式中: $P_{i_{a}}^{\text{EL,H}}$ 为电解槽 $i_{E}$ 制备氢的功率; $P_{i_{a}}^{\text{HC,H}}$ 为化工 厂 $i_{H}$ 耗氢功率; $\eta_{ch}^{\text{H}}$ 和 $\eta_{dis}^{\text{H}}$ 分别为储氢罐充、放氢的效 率; $\delta^{\text{HSO}}$ 为储氢罐自耗能系数; $E_{i_{s},t}^{\text{HSO}}$ 和 $E_{i_{s},t-1}^{\text{HSO}}$ 分别为储 氢罐 $i_{s}$ 在t时刻和t-1时刻储氢的容量; $P_{i_{s},t}^{\text{ch}}$ 和 $P_{i_{s},t}^{\text{dis}}$ 分别为储氢罐在t时刻充、放氢的功率; $c_{i_{s}}^{\text{HSO}}$ 为储氢 罐 $i_{s}$ 储能成本系数。

1.1.6 氢化工运行成本

氢化工,即将氢能作为工厂的化工原料来消纳 氢能的设备统称,其运行成本主要考虑设备的损耗 及人力资源成本,其表达式<sup>[26]</sup>为

$$F_{i_{\rm H}}^{\rm HC} = c_{i_{\rm H}}^{\rm HC} P_{i_{\rm H}}^{\rm HC}$$
(12)

式中: $P_{i_a}^{\text{HC}}$ 为化工厂利用的氢功率; $c_{i_a}^{\text{HC}}$ 为氢化工功率成本系数。

1.2 约束条件

1.2.1 电力系统

电力系统侧主要包含火力发电、光伏发电、风力 发电、电负荷以及网络,因此需要考虑如下约束条件。

1)线路潮流约束。

针对输电网,本文采用的直流潮流模型[16]为

$$P_{ab} = \frac{\theta_{ab}}{x_{ab}} = \frac{\theta_a - \theta_b}{x_{ab}}$$
(13)

式中: $P_{ab}$ 为线路 ab的有功潮流; $x_{ab}$ 为节点  $a \ b$ 之间的线路电抗; $\theta_a \ \theta_b$ 分别为节点  $a \ b$ 的电压相位角; $\theta_{ab}$ 为 $\theta_a \ j \ \theta_b$ 的角度差值。

对于输电线路,为保证输送功率不超过输电线 路最大传输限制,需要满足约束为

$$-P_{ab,\max} \leqslant P_{ab} \leqslant P_{ab,\max} \tag{14}$$

式中:P<sub>ab,max</sub>为输电线路 ab 最大传输限制功率。

2)火电机组约束。

$$P_{i_{\rm c},\min}^{\rm CON} \le P_{i_{\rm c}}^{\rm CON} \le P_{i_{\rm c},\max}^{\rm CON}$$
(15)

式中: $P_{i_{c},\max}^{CON}$ 和 $P_{i_{c},\min}^{CON}$ 分别为机组 $i_{c}$ 出力上下限。

由于发电机组需要满足一定的灵活性且爬坡速 率就是其灵活性的指标之一,所以在负荷波动变化 时,需要以一定的斜率从一个出力值变为另外一个 出力值,机组应在一定时间 ΔT 内满足斜坡极限,即 需要考虑机组爬坡约束。

$$P_{i_c}^{\text{CON}} \ge \max\left(P_{i_c,\min}^{\text{CON}}, P_{i_c}^{\text{CON}} - P_{i_c,\text{down}}^{\text{CON}}\Delta T\right)$$
(16)

$$P_{i_{c}}^{\text{CON}} \leq \min\left(P_{i_{c},\max}^{\text{CON}}, P_{i_{c}}^{\text{CON}} + P_{i_{c},\text{up}}^{\text{CON}}\Delta T\right)$$
(17)

式中:P<sup>CON</sup><sub>ic.up</sub>和P<sup>CON</sup>分别为机组上、下坡速率。

发电机组为应对负荷突增或新能源出力低于预 期等状况,为避免失负荷,须增加出力,即为上旋转 备用;为应对负荷突降或新能源出力超出预期等状 况,避免弃风或弃光,此时需要减小出力,这部分需 要减小的出力即为下旋转备用。常规发电机组的旋 转备用约束为

$$P_{i_{c},\max}^{\text{CON}} - P_{i_{c}}^{\text{CON}} \ge \left| \Delta P_{i_{r}}^{\text{PV}} \right| + \left| \Delta P_{i_{w}}^{\text{WG}} \right| + \left| \Delta P^{\text{Load}} \right| \quad (18)$$

$$P_{i_{c}}^{\text{CON}} - P_{i_{c},\min}^{\text{CON}} \ge \left| \Delta P_{i_{v}}^{\text{PV}} \right| + \left| \Delta P_{i_{w}}^{\text{WG}} \right| + \left| \Delta P^{\text{Load}} \right| \quad (19)$$

式中: $|\Delta P_{i_v}^{WG}|$ 、 $|\Delta P_{i_r}^{PV}|$ 、 $|\Delta P^{\text{Load}}|$ 分别为风、光、负荷波动 变化值。

3) 光伏与风机约束。

对于光伏发电与风力发电<sup>[23]</sup>,均需要满足自身 的出力约束。

$$P_{i_{v},\min}^{\mathrm{PV}} \leq P_{i_{v}}^{\mathrm{PV}} \leq P_{i_{v},\max}^{\mathrm{PV}}$$
(20)

$$P_{i_{\mathrm{w}},\min}^{\mathrm{WG}} \leq P_{i_{\mathrm{w}}}^{\mathrm{WG}} \leq P_{i_{\mathrm{w}},\max}^{\mathrm{WG}}$$
(21)

式中: $P_{i_r,\max}^{PV}$ 、 $P_{i_r,\min}^{PV}$ 分别为光伏  $i_p$ 出力上下限; $P_{i_r,\max}^{WG}$ 、  $P_{i_r,\min}^{WG}$ 分别为风机  $i_W$ 出力上下限。 4)节点功率平衡约束。

对于电力系统,其电源有常规发电机、光伏发 电、风力发电,其负荷有电解槽和用电负荷。通常来 说,对于电网中的某一个节点,电源是流入的功率, 负荷是流出的功率,所有节点的流入、流出功率 相等<sup>[16]</sup>。

$$P_a^{\rm G} = P_a^{\rm CON} + P_a^{\rm PV} + P_a^{\rm WG}$$
(22)

$$P_a^{\rm L} = P_a^{\rm Load} + P_a^{\rm EL} \tag{23}$$

$$P_a^{\rm G} - P_a^{\rm L} = \sum_{ab \in N_a} P_{ab} \tag{24}$$

式中:  $P_a^{CON}$ 、 $P_a^{PV}$ 、 $P_a^{WG}$ 分别为流入节点 a 的火力发电 机组功率、光伏功率、风电功率;  $P_a^{Load}$ 、 $P_a^{EL}$ 分别为流 出节点 a 的负荷波动值、电解槽负荷;  $P_a^{C}$ 为流入节点 a 的电源功率和;  $P_a^{L}$ 为流出节点 a 的负荷功率和; 式 (24)为节点功率平衡约束,  $N_{ab}$ 为与节点 a 相连接的 节点集合。

针对功率平衡约束,将等式两端求和后,可以求 出电力系统的线路损耗<sup>[23]</sup>。

$$P^{\text{Loss}} = \sum_{a=1}^{n} (P_{a}^{\text{G}} - P_{a}^{\text{L}}) = \sum_{a=1}^{n} \sum_{ab \in N_{ab}} P_{ab}$$
(25)

式中: P<sup>Loss</sup> 为电力系统的线路损耗; n 为电网节点 个数。

1.2.2 氢能系统

氢能系统主要由电解槽、储氢罐、氢化工与氢负 荷组成,其具体约束<sup>[24-26]</sup>为

$$P_{i_{\varepsilon},\min}^{\mathrm{EL}} \leq P_{i_{\varepsilon}}^{\mathrm{EL}} \leq P_{i_{\varepsilon},\max}^{\mathrm{EL}}$$
(26)

$$\Delta P_{i_{\text{s},\text{min}}}^{\text{EL}} \leq P_{i_{\text{s},t}}^{\text{EL}} - P_{i_{\text{s},t-1}}^{\text{EL}} \leq \Delta P_{i_{\text{s},\text{max}}}^{\text{EL}}$$
(27)

$$P_{i_{\mathrm{H}},\min}^{\mathrm{HC}} \leq P_{i_{\mathrm{H}}}^{\mathrm{HC}} \leq P_{i_{\mathrm{H}},\max}^{\mathrm{HC}}$$
(28)

$$E_{i_{\rm s},\min}^{\rm HSO} \leq E_{i_{\rm s}}^{\rm HSO} \leq E_{i_{\rm s},\max}^{\rm HSO}$$
(29)

$$E_{i_{\rm s},\,\rm start}^{\rm HSO} = E_{i_{\rm s},\,\rm end}^{\rm HSO} \tag{30}$$

$$0 \le P_{i_{\rm s}}^{\rm ch} \le P_{i_{\rm s},\rm max}^{\rm ch} \tag{31}$$

$$0 \le P_{i_{\rm s}}^{\rm dis} \le P_{i_{\rm s},\rm max}^{\rm dis} \tag{32}$$

式中:P<sup>EL</sup><sub>ismax</sub>和P<sup>EL</sup><sub>ismin</sub>分别为电解槽输入电功率的上下限;P<sup>HC</sup><sub>ismax</sub>和P<sup>HC</sup><sub>ismin</sub>分别为化工厂输入氢功率的上下限;E<sup>HSO</sup><sub>ismin</sub>和P<sup>HC</sup><sub>ismin</sub>分别为储氢罐储氢容量的上下限, 一般来说E<sup>HSO</sup><sub>ismin</sub>取值为0;E<sup>HSO</sup><sub>isstar</sub>、E<sup>HSO</sup><sub>ismax</sub>和D<sup>HSO</sup> 调度周期始、末时刻的储氢量;P<sup>ch</sup><sub>ismax</sub>和P<sup>dis</sup><sub>ismax</sub>分别为 充入和放出氢气量的上限。式(26)为电解槽输入的电 功率约束,式(27)为电解槽的爬坡约束,式(28)为化工 厂输入的氢功率约束,式(29)为储氢罐的容量安全约 束,式(30)用以保证储氢罐始、末周期的储氢量相同,式 (31)和式(32)分别为储氢罐输入、输出电功率约束。

#### 1.3 电-氢综合能源系统能量管理

本文所构建的电-氢综合能源系统能量管理问 题可以抽象为如下紧凑形式。

$$\min_{x_i \in \Omega_i} \sum_{i=1}^{N} f_i(x_i)$$
  
s.t.  $\sum_{i=1}^{N} g_i(x_i) \leq O_p$   
 $\sum_{i=1}^{N} h_i(x_i) = O_q$  (33)

式中: $x_i$ 为主体i的自变量; $f_i(\cdot)$ 为局部函数; $g_i(\cdot)$ 为不等式约束函数; $h_i(\cdot)$ 为等式约束函数; $O_p$ 、 $O_q$ 分别为列向量维度为p、q且数值为0的常数向量;N为局部函数个数。

#### 2 自适应神经动力学分布式优化算法

由于电-氢综合能源系统具有多主体、优化问题 难以集中处理等特征,在电-氢综合能源系统优化调 度中应用集中式优化算法无明显优势。因此,本文 采用分布式优化算法,即自适应神经动力学算法<sup>[22]</sup>。

所采用的自适应神经动力学算法在神经动力学 算法<sup>[20]</sup>之上增加自适应收敛项进行改进,其不仅保 留了神经动力学算法的优势特点,而且可减少自变 量初值选取带来的影响,具体过程如下。

令  $x = \operatorname{col}(x_i)_{i=1}^N \in \mathbb{R}^n$ 、 $\Omega = \Omega_i \times \Omega_2 \times \cdots \times \Omega_N$ ,将 式(33)简化为

$$\min_{x \in \Omega} F(x)$$
  
s.t.  $G(x) \le O_p$  (34)  
 $H(x) = O_q$ 

式中: $\operatorname{col}(\cdot)$ 为组合构造函数; $G(x) = \sum_{i=1}^{N} g_i(x_i);$ 

$$H(x) = \sum_{i=1}^{n} h_i(x_i); \min_{x \in \Omega} F(x) = \min_{x_i \in \Omega_i} \sum_{i=1}^{n} f_i(x_i)_{\circ}$$
  
在式(34)的基础上,增加  $\sum_{i=1}^{N} y_i d(x_i, \Omega_i)$ 项,该项

可以保证自变量迅速靠近可行域。

$$\min_{x \in \mathbb{R}} \tilde{F}(x, y) \triangleq F(x) + \sum_{i=1}^{N} y_i d\left(x_i, \Omega_i\right)$$
(35)

式中: $d(x_i, \Omega_i) = \min \{ \|x_i - z\| : z \in \Omega_i \}; y = \operatorname{col}(y_i)_{i=10}^N$ 

假设原问题同时满足强凸性<sup>[22]</sup>与 Slater 条件<sup>[22]</sup>,且同时存在  $y^* \in \mathbb{R}^N_{>0}$ ,使得

$$\operatorname{argmin} F(x) = \operatorname{argmin} \tilde{F}(x, y^*)$$
 (36)  
因此,式(33)可以修改为

$$\min_{x \in \Omega} \sum_{i=1}^{N} [f_i(x_i) + y_i^* d(x_i, \Omega_i)]$$
  
s.t. 
$$\sum_{i=1}^{N} g_i(x_i) \leq O_p$$
$$\sum_{i=1}^{N} h_i(x_i) = O_q$$
(37)

选取适当的常数 y<sub>i</sub><sup>\*</sup> > 0 后,可以通过求解式 (37)来获得式(33)的最优解。

对于式(37),其拉格朗日函数为

$$L = \tilde{F}(x, y^*) + \sigma H(x) + \lambda G(x)$$
(38)

式中:H(x)为等式约束; $\sigma$ 为等式拉格朗日乘子; G(x)为不等式约束; $\lambda$ 为不等式拉格朗日乘子。

根据KKT(Karush-Kuhn-Tucker)条件,可以得 到最优解( $x^*, \mu^*, \lambda^*$ )应满足下述要求。

$$\partial F(x^*) + Y^* \partial D(x^*, \Omega) + \partial G(x^*) \lambda^* + \partial H(x^*) \sigma^* = 0(39)$$

$$H\left(x^*\right) = 0\tag{40}$$

$$G(x^*) \le 0, \lambda^* \ge 0, \lambda^* G(x^*) = 0 \tag{41}$$

式中: $Y^* = \text{diag}(y_i^* I_{n_i})_{i=1}^N; D(x^*, \Omega) = \sum_{i=1}^N d(x_i^*, \Omega_i)_\circ$ 

基于文献[22]中的自适应神经动力学算法,具体迭代计算过程如下。

$$\tilde{x}_{i}^{k} = x_{i}^{k} - \gamma_{1} \\ \left[ \partial f_{i}(x_{i}^{k}) + \gamma_{i} \partial d(x_{i}^{k}, \Omega_{i}) + \partial g_{i}(x_{i}^{k}) \lambda_{i}^{k} + A_{i} \sigma_{i}^{k} \right]$$
(42)

$$\begin{bmatrix} g_i(x_i^k) - \sum_{j=1}^N a_{ij}(\lambda_i^k - \lambda_j^k) - \sum_{j=1}^N a_{ij}(\varepsilon_i^k - \varepsilon_j^k) \end{bmatrix}$$
(43)

 $\sigma_i^{k+1} = \sigma_i^k + \gamma_3$ 

$$\left[h_{i}(x_{i}^{k}) - \sum_{j=1}^{N} a_{ij}(\sigma_{i}^{k} - \sigma_{j}^{k}) - \sum_{j=1}^{N} a_{ij}(\rho_{i}^{k} - \rho_{j}^{k})\right] \quad (44)$$

$$\varepsilon_i^{k+1} = \varepsilon_i^k + \gamma_4 \left[ \sum_{j=1}^N a_{ij} \left( \lambda_i^k - \lambda_j^k \right) \right]$$
(45)

$$\rho_i^{k+1} = \rho_i^k + \gamma_5 \left[ \sum_{j=1}^N a_{ij} \left( \sigma_i^k - \sigma_j^k \right) \right]$$
(46)

$$y_i^{k+1} = y_i^k + \gamma_6 d(x_i^k, \Omega_i)$$
(47)

式中: $y_i(0) > 0; \lambda_i(0) \ge O_p; 上标 k 为迭代次数; \gamma_1 - \gamma_6 为 正 步长; 对于 主体 <math>i, x_i \in R^{n_i}$  为局 部 变量;  $\lambda_i \in R^{n_i}_{\ge 0}$ 为局部不等式约束的拉格朗日乘子; $\sigma_i \in R^{n_i}$ 为局部仿射等式约束的拉格朗日乘子; $\varepsilon_i \in R^{n_i}$ 为 $\lambda$ 辅助变量; $\rho_i \in R^n$  为 $\sigma$  辅助变量; $y_i > 0$ 为自适应控 制器的输出。特别地,通过引入辅助变量 $\varepsilon_i$ 和 $\rho_i$ ,驱动拉格朗日乘子 $\lambda_i$ 和 $\sigma_i$ 达成一致,从而得到多个耦合约束条件下的最优拉格朗日乘子。

分布式算法的信息交换采用一致性算法,具体 公式<sup>[21]</sup>为

$$x_i^{k+1} = \tilde{x}_i^k + \sum_{u \in N_i} w_{ip} \operatorname{sgn}(\tilde{x}_u^k - \tilde{x}_i^k)$$
(48)

式中: $w_{iu}$ 为主体i和主体u信息交换系数;sgn(·)为符号函数; $N_i$ 为信息网络固定参数。

$$w_{ip} = \begin{cases} \frac{2}{n_i + n_p + 1} &, p \in N_i \\ 1 - \sum_{p \in N, \{i\}} w_{ip} &, i = p \\ 0 &, p \notin N_i \end{cases}$$
(49)

在算法进行多次迭代的过程中,需要满足一定 的条件才能停止。其迭代停止条件为

$$\sum_{l=k-K}^{k} \left\| x_{i}^{l} - x_{i}^{l-1} \right\|_{2} < \varphi$$
(50)

式中:*K*为指定连续迭代次数的整数;*φ*为定义的精度。更新规则满足 KKT 条件和 Lyapunov 稳定性<sup>[20]</sup>, 从而证明了所求解的最优性和收敛性。

根据上述描述,算法的整体实现过程如图2所示。





## 3 算例分析

#### 3.1 算例设置

在本文算例中,将系统中的每个能量主体视为 通信主体,系统须明确分布式主体以及信息传递的 过程,所以系统采用图3的拓扑结构。



图 3 中,系统共有 10 个主体,分别是 3 个火力发 电主体(conventional generator, CG)、2 个光伏发电主 体(photovoltaic, PV)、2 个风力发电主体(wind power generator, WG)、1 个电解槽主体(electrolyzer, EL)、1 个储氢罐主体(hydrogen storage tank, HSO)以及 1 个 氢化工主体(hydrochemical, HC),其中黑色的网络代 表实际的物理网络;蓝色的网络代表信息交互网络, 是典型的环形网络,仅连接的相邻主体间可以进行 信息交互。

假设负荷均为固定负荷,机组出力按标幺值计算,基准值取1 MVA 且当各主体误差均达到1%时, 迭代收敛。同时,本研究在 MATLAB 2022a 计算软件中建模进行求解,仿真硬件环境为 Intel Core i5-10300H CPU @ 2.50 GHz、16 GB 内存。

#### 3.2 算例结果分析

3.2.1 自适应神经动力学求解结果分析

基于第1章建立的模型与第2章的算法,采用 参考文献[23,25]中的数据与参数,在图3所示的拓 扑结构的系统中进行仿真测试,其出力、成本及系统 总成本如图4所示。

根据图 4,调度结果满足系统约束且算法在 1 449 次迭代后达到收敛。此时,最终总运行成本为 350.59 美元, 计算时间为 0.08 s,实现了问题的快速求解。



Fig.4 Simulation results of adaptive neurodynamics

当降低氢能产量至原来的 20% 时,风光出力结 果变化如图 5 所示。



Fig.5 Results of wind and photovoltaic power output

由图 5 可知,当降低产氢量时,风光实际出力 降低,由 58.5 pu 降为 42.5 pu,弃风弃光量增加,由 1.5 pu 增长为 17.5 pu,弃风弃光率由 2.5% 显著增长 为 29%。因此,氢能系统耦合电力系统形成的电-氢 综合能源系统可以有效促进风光新能源消纳。 3.2.2 神经动力学求解结果分析

为展示自适应神经动力学算法的优越性,采用 文献[21]中的神经动力学算法进行比较,其出力、成 本及系统总成本如图6所示。



根据图 6,调度结果满足系统约束且算法在 1981次迭代后达到收敛。此时,最终总运行成本是 350.61 美元,计算时间是 0.10 s。与自适应神经动力 学算法相比,由于受到初值影响,神经动力学算法迭 代次数增多,计算时间变长。

3.2.3 集中式与ADMM求解结果分析

为更好地验证自适应神经动力学算法的有效性 与优越性,采用相同的初始值进行计算,与集中式算 法<sup>[27]</sup>、ADMM<sup>[28]</sup>进行比较,结果如表1所示。

表 1 算法性能比较 Table 1 Comparison of algorithm performance

参数	自适应神经动力学	神经动力学	ADMM	集中式
计算时间/s	0.08	0.10	1.19	0.44
总运行成本/美元	350.59	350.61	351.27	350.26
成本误差/%	0.10	0.10	0.29	

根据表1,自适应神经动力学算法表现出最快的 计算速度。此外,与集中式算法相比,该算法的成本 误差仅为0.10%,这证实了所采用算法在满足系统 约束的条件下,实现了经济最优。同时,相比神经动 力学算法,本文所提出的方法可以减轻初值选取带 来的影响。

3.2.4 不同初值设定场景求解结果分析

为更好地验证自适应神经动力学算法在初值选 取方面的优越性,在不同初值设定的3个场景下进 行计算,与神经动力学算法在计算时间方面进行比 较,结果如表2所示。

表 2 不同初值设定场景的结果对比 Table 2 Comparison of different initial value scenarios

场	计算时间	/s	成本误差	1%
景	自适应神经动力学	神经动力学	自适应神经动力学	神经动力学
1	0.08	0.10	0.10	0.10
2	0.11	0.13	0.10	0.10
3	0.13	0.16	0.08	0.10

根据表 2,在不同的初值设定情况下,自适应神 经动力学算法依旧保持较低的成本误差且展现出优 于神经动力学算法的计算效率,体现其具有较好的 自适应能力。 3.2.5 大型系统仿真结果分析

为进一步证明自适应神经动力学算法的可拓展 性和其在求解效率方面的优势,采用改进的 IEEE 39 节点系统进行验证,系统中共 14 个主体,通信网络 仍采用环形结构,结果如图 7 所示。

结果表明,该算例在1825次迭代后达到收敛, 计算时间为0.18s,优化结果与集中式的优化结果相 当且该方法的计算时间远小于集中式方法的5.18s。 因此,所提出的自适应神经动力学算法在大规模电 力系统中仍具有求解效率方面的优越性,同时验证 了其具有可拓展性。



#### 4 结束语

文中提出了基于自适应神经动力学算法的电-氢综合能源系统能量管理策略,建立了电-氢综合能 源系统模型,提出了涵盖火力、风力、光伏、电解槽、 储氢罐、氢化工等运行成本及约束的电-氢综合能源 系统经济调度模型。针对该模型,采用了一种自适 应神经动力学分布式优化算法。通过算例仿真,结 果表明该算法减少了自变量初值对求解的影响,计 算时间短、速度快,相比于其他算法,具备一定的 优势。

#### 参考文献

- [1] 盖超,张凯,陈佳,等.考虑需求响应的典型场景综合能源系统规划研究[J].山东电力技术,2023,50(11):75-86.
   GAI Chao,ZHANG Kai,CHEN Jia, et al.Research on the planning for integrated energy system planning of typical scenarios considering demand response[J].Shandong Electric Power, 2023, 50(11):75-86.
- [2] 赵中华,张绪辉,王太,等.基于EABC算法优化RFR模型的电力行业碳排放量预测[J].山东电力技术,2024,51(1):77-84.
   ZHAO Zhonghua, ZHANG Xuhui, WANG Tai, et al. Forecast of electricity industry carbon emission based on EABC algorithm optimized RFR model[J].Shandong Electric Power, 2024, 51(1):77-84.
- [3] 刘子华,曹瑞峰,赵志扬,等.基于碳排放流的综合能源系统碳 排放监测方法[J].浙江电力,2023,42(10):65-72.
   LIU Zihua, CAO Ruifeng, ZHAO Zhiyang, et al. A carbon emission monitoring method for integrated energy systems based on carbon emission flow[J].Zhejiang Electric Power,2023,42(10):65-72.
- [4] 陈勇,芮俊,肖雷鸣,等.基于动态主从博弈模型的综合能源系 统碳交易方法[J].浙江电力,2024,43(4):51-62.
  CHEN Yong, RUI Jun, XIAO Leiming, et al. A carbon trading method for integrated energy systems based on a dynamic masterslave game model [J]. Zhejiang Electric Power, 2024, 43 (4): 51-62.
- [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] 赵佩尧,李正烁,高晗,等.电-气-热综合能源系统协同调度优 化研究综述[J].山东电力技术,2024,51(4):1-11.
  ZHAO Peiyao, LI Zhengshuo, GAO Han, et al. Review on collaborative scheduling optimization of electricity-gas - heat integrated energy system [J]. Shandong Electric Power, 2024, 51 (4):1-11.
- [7] 谢敏,卢燕旋,叶佳南,等.电-氢-混氢天然气耦合的城市综合 能源系统低碳优化调度[J].电力自动化设备,2023,43(12): 109-117.

XIE Min, LU Yanxuan, YE Jianan, et al. Low - carbon optimal scheduling of electricity - hydrogen - HCNG coupled urban integrated energy system [J]. Electric Power Automation Equipment, 2023, 43(12): 109–117.

- [8] 谭洪,王宇炜,王秋杰,等.基于氢能固态运输的电-氢综合能源 系统双层调度模型[J/OL].电工技术学报,1-15[2024-07-01]. https://doi.org/10.19595/j.cnki.1000-6753.tccs.240203. Tan Hong, Wang Yuye, Wang Qiujie, et al. A two-tier scheduling model of electric-hydrogen integrated energy system based on solid-state transportation of hydrogen energy [J/OL].Transactions of China Electrotechnical Society, 1-15[2024-07-01].https://doi. org/10.19595/j.cnki.1000-6753.tccs.240203.
- [9] 蒙军,任洲洋,王皓.氢能交互下的多区域电氢综合能源系统可 靠性提升策略[J].电工技术学报,2024,39(16):5011-5027.
   MENG Jun, REN Zhouyang, WANG Hao. Reliability improvement strategies of multi-region electricity-hydrogen integrated energy systems considering hydrogen interaction between different regions
   [J].Transactions of China Electrotechnical Society,2024,39(16): 5011-5027.
- [10] STREZOSKI L, PADULLAPARTI H, DING F, et al. Integration of utility distributed energy resource management system and aggregators for evolving distribution system operators [J]. Journal of Modern Power Systems and Clean Energy, 2022, 10(2):277-285.
- [11] SHI M G, WANG H, XIE P, et al. Distributed energy scheduling for integrated energy system clusters with peer-to-peer energy transaction [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2023, 14(1): 142-156.
- BISWAS B D, HASAN M S, KAMALASADAN S. Decentralized distributed convex optimal power flow model for power distribution system based on alternating direction method of multipliers [J].
   IEEE Transactions on Industry Applications, 2023, 59 (1) : 627-640.
- [13] MA Z J, ZHOU Y Z, ZHENG Y P, et al. Distributed robust optimal dispatch of regional integrated energy systems based on ADMM algorithm with adaptive step size [J]. Journal of Modern Power Systems and Clean Energy, 2024, 12(3):852-862.
- [14] DU Y, XUE Y X, WU W C, et al. Coordinated planning of integrated electric and heating system considering the optimal reconfiguration of district heating network [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2024, 39(1):794–808.
- [15] ZHENG W Y, HILL D J. Distributed real-time dispatch of integrated electricity and heat systems with guaranteed feasibility
   [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2022, 18 (2): 1175-1185.
- [16] LIU L N, YANG G H. Distributed optimal energy management for integrated energy systems [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2022, 18(10):6569-6580.
- [17] LI Y S, LI T Y, ZHANG H G, et al. Distributed resilient doublegradient-descent based energy management strategy for multienergy system under DoS attacks [J]. IEEE Transactions on Network Science and Engineering, 2022, 9(4):2301-2316.

- [18] LIU N, TAN L, SUN H N, et al. Bilevel heat-electricity energy sharing for integrated energy systems with energy hubs and prosumers[J].IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2022, 18(6):3754-3765.
- [19] 黄博南,王勇,李玉帅,等.基于分布式神经动态优化的综合能源系统多目标优化调度[J].自动化学报,2022,48(7):1718-1736.
   HUANG Bonan, WANG Yong, LI Yushuai, et al. Multi-objective

optimal scheduling of integrated energy systems based on distributed neurodynamic optimization[J].Acta Automatica Sinica, 2022,48(7):1718–1736.

- [20] YI Z K, XU Y L, HU J F, et al. Distributed, neurodynamic-based approach for economic dispatch in an integrated energy system [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 16(4):2245– 2257.
- [21] LI J Y, CHANG X Y, CUI Z H, et al. Distributed energy management of electricity-heat-hydrogen integrated energy system based on neurodynamics [C]//2023 IEEE 7th Conference on Energy Internet and Energy System Integration (EI2).IEEE, 2023: 796-800.
- [22] LUAN L H, QIN S T.Adaptive neurodynamic approach to multiple constrained distributed resource allocation [J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2023, 35(10):13461-13471.
- [23] CHANG X Y, XU Y L, SUN H B.Online distributed neurodynamic optimization for energy management of renewable energy grids [J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2021, 130:106996.
- [24] 于丽芳,李燕雪,朱明晞,等.电-氢-碳综合能源系统协同经济 调度[J].电力需求侧管理,2022,24(6):63-69.
  YU Lifang, LI Yanxue, ZHU Mingxi, et al. Coordinated economic dispatch of electricity-hydrogen-carbon integrated energy system
  [J].Power Demand Side Management,2022,24(6):63-69.
- [25] 戴吴珍.电-氢综合能源系统优化运行研究[D].济南:山东大

学,2023.

- [26] 邹雪俐.面向工业园区的电-热-氢综合能源系统优化调度研究 [D].成都:西南交通大学,2022.
- [27] 张杰,王恒凤,刘生春,等.基于内点法和邻域搜索解耦动态规 划法的区域电网动态无功优化方法[J].中国电力,2023,56 (2):59-67.

ZHANG Jie, WANG Hengfeng, LIU Shengchun, et al. Algorithm for dynamic reactive power optimization of regional power grid based on interior point method and neighborhood search decoupling dynamic programming method [J]. Electric Power, 2023, 56 (2) : 59–67.

[28] 罗清局,朱继忠.基于改进交替方向乘子法的电-气综合能源系统优化调度[J].电工技术学报,2024,39(9):2797-2809.
 LUO Qingju, ZHU Jizhong. Optimal dispatch of integrated electricity and gas system based on modified alternating direction method of multipliers [J]. Transactions of China Electrotechnical Society,2024,39(9):2797-2809.

#### 收稿日期:2024-07-04

修回日期:2024-09-21

作者简介:

管文博(2002),男,硕士在读,主要研究方向为综合能源系统优 化调度;

李基源(2000),男,博士在读,主要研究方向为综合能源系统优 化调度;

常馨月(1994),通信作者(changxinyue@tyut.edu.cn),女,博士,副 教授,主要研究方向为综合能源系统规划与运行、低碳和不确定性 优化;

薛屹洵(1993),男,博士,教授,主要研究方向为综合能源系统运 行与规划;

苏 珈(1995),女,博士,讲师,主要研究方向为综合能源系统运 行与优化;

李泽宁(1994),男,博士,讲师,主要研究方向为综合能源系统运 行与优化。

(责任编辑 车永强)

DOI: 10.20097/j.cnki.issn1007-9904.2025.02.003

# 基于改进麻雀搜索算法的建筑综合能源系统优化调度

张春霞\*

(济南工程职业技术学院 机电工程学院,山东 济南 250200)

**摘要:**建筑综合能源系统(building integrated energy system, BIES)多能供应耦合度增强与可再生能源波动性较大,导致 BIES 的多能供应最优策略求解较为困难。为解决上述问题,提出一种基于 Logistic 混沌映射与自适应 t 分布改进麻雀搜 索算法(Logistic-t-sparrow search algorithm sparrow search algorithm, Logistic-t-SSA)的 BIES 优化调度方法。首先,建立 BIES 多能流模型,并构建包含价格型与调节型的综合需求响应模型(integrated demand response, IDR);其次,构建基于长 短时记忆网络(long short-term memory, LSTM)与迁移学习(transfer learning, TF)的预测模型来实现未来 24 h的负荷预测; 然后,建立 BIES 优化调度模型,提出了一种 Logistic-t-SSA 算法,并用该算法对模型进行求解;最后,通过仿真结果表明, 在考虑 IDR 的情况下,采用 Logistic-t-SSA 算法求解 BIES 的最优运行策略,可有效提高建筑能源系统的经济效益,降低用 户负荷的峰谷差。

关键词:建筑综合能源系统;综合需求响应;优化调度;数据驱动;迁移学习;相似度分析;LSTM;Logistic-t-SSA
 中图分类号:TP183
 文献标志码:A
 文章编号:1007-9904(2025)02-0023-09

# Optimal Scheduling of Building Integrated Energy System Based on Improved Sparrow Search Algorithm

ZHANG Chunxia\*

(Department of Mechanical and Electrical Engineering, Jinan Polytechnic of Engineering, Jinan 250200, China)

Abstract: The enhanced coupling of multi-energy supply and the high volatility of renewable energy sources in building integrated energy systems (BIES) make it difficult to determine the optimal strategy for multi-energy supply. To address these challenges, an optimization scheduling method for BIES is proposed based on sparrow search algorithm improved with Logistic chaotic mapping and an adaptive t-distribution (Logistic-t-SSA) in this paper. Firstly, a multi-energy flow model for BIES is established, and an integrated demand response (IDR) model including price-based and regulation-based responses is constructed. Secondly, a hybrid prediction model is developed via long short-term memory (LSTM) and transfer learning (TF) to achieve 24 h load forecasting. Then, an optimization scheduling model for BIES is established, and the Logistic-t-SSA algorithm is proposed to solve the model. Finally, simulation results demonstrate that using the Logistic-t-SSA algorithm to solve the optimal operation strategy of BIES, while considering IDR, can effectively enhance the economic benefits of the building energy system and reduce the peak-to-valley difference of user loads.

Keywords: building integrated energy system; integrated demand response; optimization scheduling; data-driven; transfer learning; similarity analysis; LSTM; Logistic-t-SSA

#### 0 引言

随着我国经济社会快速发展,对能源的需求也 在持续增长,在我国碳达峰、碳中和目标与可持续发 展战略要求下,能源的高效利用显得尤为重要<sup>[1-3]</sup>。 建筑不仅是用能单元,也是供能单元,还是综合能源 应用的最小单元。随着建筑用能的多元化发展,可 再生能源、储能设备及能源耦合设备等开始用于各种类型的建筑。建筑综合能源系统(building integrated energy system, BIES)充分利用多种能源形式,并通过能源转换设备实现能源多元化供给,增强能源供应侧的稳定性,还能提高能源的利用效率<sup>[4-6]</sup>。综合需求响应模型(integrated demand response, IDR)可以引导用户改变原有用能行为,有

助于削峰填谷,降低高峰时段的能源需求<sup>[5]</sup>。

目前,已有很多专家对需求响应技术进行了研究,文献[7]提出了价格弹性矩阵,反映了价格对负荷的影响关系,为价格型需求响应的研究提供了基础;文献[8]考虑需求响应的不确定性,研究价格型需求响应对电负荷优化调度的影响;文献[9]考虑热网与热负荷的动态特性,验证了所提模型的有效性。以上研究较多考虑单一负荷的需求响应,忽略了电网、气网侧以及冷负荷调节需求响应对系统设备运行的影响,没有考虑耦合设备对不同能源之间相互转换的因素。

综合能源系统多能供应存在复杂的耦合关系, 而可再生能源利用的不确定性加剧了系统的复杂程 度,使得优化调度问题求解难度较高,因此较多研究 采用智能优化算法求解系统的最优运行策略。文献 [10]针对综合能源系统(integrated energy system, IES)模型的非线性模型,对粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)引入了惯性权重和收缩因 子;文献[11]采用小生境技术对 PSO 算法进行改进, 能够有效防止 PSO 算法陷入局部最优;文献[12]对 麻雀搜索算法(sparow search algorithm, SSA)引入 Circle 混沌映、余弦变化以及 Levy 飞行方法,避免陷 入局部极值;文献[13]针对传统算法收敛较慢的问 题,利用混沌映射对 SSA 进行改进并验证了其可行 性。尽管前人对算法进行了很多研究,但是面对复杂的 BIES 优化调度问题仍存在求解速度慢、精度差、收敛性不好等问题,需要对当前研究的算法继续进行优化。

综上所述,针对 BIES 优化调度及有效利用需求 侧的灵活性资源问题,提出一种改进 SSA 算法。首 先,综合考虑价格弹性系数与供冷管道的储冷特性, 建立包含价格型与调节型的 IDR 模型;并基于长短 时记忆网络(long short-term memory,LSTM)搭建了 迁移学习(transfer learning,TF)预测模型,采用预测 的 24 h 负荷进行后续的优化调度;其次,在基础的 SSA 算法上引入 Logistic 混沌映射,使初始化种群分 布更均匀,并加入自适应t分布对种群的自适应度值 进行更新优化;然后,采用改进优化算法对 BIES 的 运行总成本进行寻优;最后,通过设置多种场景,验 证本文所提方法与 IDR 的合理性和有效性。

#### 1 建筑综合能源系统

#### 1.1 BIES结构介绍

本文研究的 BIES 具体设备结构如图 1 所示。 该系统主要由电网、气网、光伏(photovoltaic, PV)、电 制冷机(electric chiller, EC)、电锅炉(electric boiler, EB)、地源热泵(ground source heat pump, GSHP)、燃 气锅炉(gas boiler, GB)、冷热电三联供(combined



cooling, heating and power, CCHP)、储电(electric storage, ES)、储热(heat storage, HS)、储冷(cooling storage, CS)等设备构成。其中 CCHP 包括燃气轮机 (gas turbine, GT)、吸收式制冷机(absorption chiller, AC)、余 热 锅 炉(heat recovery steam generator, HRSG),可以实现不同负荷形式之间的相互转化,能够有效提高该系统的能源利用率。系统中设备的数 学模型借鉴参考文献[5]。

#### 1.2 综合需求响应模型

#### 1.2.1 价格型需求响应

在需求响应模型中,利用价格弹性系数确定电价与负荷需求之间的关系<sup>[14]</sup>。价格弹性系数 *ê* 是指电价变动对负荷需求变动的比例,数学上定义为

$$\hat{e} = \frac{P_{\text{final}} - P_{\text{initial}}}{C_{\text{final}} - C_{\text{initial}}} \cdot \frac{C_{\text{initial}}}{P_{\text{initial}}}$$
(1)

式中: P<sub>final</sub>和 P<sub>initial</sub>分别为需求响应模型中用户最终与开始时的负荷需求量; C<sub>final</sub>和 C<sub>initial</sub>分别为需求响应模型中最终与开始时的电价。

针对不同的时刻 t1与t2,式(1)可改写为

$$\hat{e}^{t_1, t_2} = \frac{\Delta P(t_1, t_2)}{\Delta C(t_1, t_2)} \cdot \frac{C_{t_1, t_2}}{P_{t_1, t_2}}$$
(2)

式中: $\Delta P(t_1, t_2)$ 为 $t_1$ 时刻到 $t_2$ 时刻的用户负荷需求 变化量; $\Delta C(t_1, t_2)$ 为 $t_1$ 时刻到 $t_2$ 时刻的电价变化量;  $C_{t_1, t_2}$ 为 $t_1$ 时刻到 $t_2$ 时刻电价变化量的响应; $P_{t_1, t_2}$ 为 $t_1$ 时刻到 $t_2$ 时刻用户负荷需求变化量的响应。

当 $t_1 = t_2$ 时, $\hat{e}^{t_1,t_2}$ 为自弹性系数;当 $t_1 \neq t_2$ 时, $\hat{e}^{t_1,t_2}$ 为交叉弹性系数。将观察周期T划分为n(n = 24)个时间段,建立n维价格弹性矩阵E为

$$\boldsymbol{E} = \begin{bmatrix} \hat{e}^{1,1} & \hat{e}^{1,2} & \cdots & \hat{e}^{1,n} \\ \hat{e}^{2,1} & \hat{e}^{2,2} & \cdots & \hat{e}^{2,n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \hat{e}^{n,1} & \hat{e}^{n,2} & \cdots & \hat{e}^{n,n} \end{bmatrix}$$
(3)

电价与负荷需求之间的关系通过价格弹性系数 确定。

根据价格弹性矩阵,建立电、气负荷的价格型需 求响应,引导用户自主改变原有用能行为,平衡源侧 供应和负荷需求,有助于削峰填谷,降低用户的用能 费用,参与需求响应后的负荷为

$$P_{\text{DR},i} = P_0 \left( 1 + \hat{e}^{i,i} \frac{C_i - C_{i0}}{C_{i0}} + \sum_{j=1,j\neq i}^{24} \hat{e}^{i,j} \frac{C_j - C_{j0}}{C_{j0}} \right)$$
(4)

式中:P<sub>0</sub>为参与需求响应前的负荷值;C<sub>i</sub>和C<sub>j</sub>分别 为经过分时价格后的*i*时刻和*j*时刻的实时电价;C<sub>i0</sub> 和C<sub>j0</sub>为分时价格前的*i*时刻和*j*时刻原始电价。

1.2.2 调节型需求响应

建筑制冷系统中的输送管道有较强的热惯性, 能够储存部分冷能,所以建筑的冷负荷可以根据管 道特性进行调节。供冷负荷存储特性用等效热参数 模型<sup>[15]</sup>表示,数学模型为

$$C_{\rm RE}(\hat{t}) = \frac{T_{\rm w}(\hat{t}) - T_{\rm m}(\hat{t}) - [T_{\rm w}(\hat{t}) - T_{\rm m}(\hat{t} - 1)] \cdot e^{-\frac{\omega t}{RC}}}{R(1 - e^{-\frac{\Delta t}{RC}})} (5)$$

式中: $C_{\text{RE}}(\hat{i})$ 为 $\hat{i}$ 时刻建筑的冷负荷; $T_{\text{m}}(\hat{i})$ 、 $T_{\text{w}}(\hat{i})$ 、  $T_{\text{m}}(\hat{i}-1)$ 分别为 $\hat{i}$ 时刻的室内温度、 $\hat{i}$ 时刻的室外温 度、 $\hat{i}-1$ 时刻的室内温度;R和C分别为建筑的等效 热阻和等效热容; $\Delta t$ 为系统时间常数。

基于我国规定的预计平均热感觉指数 (predicted mean vote, PMV)的范围,确定室内温度的 调节范围<sup>[15]</sup>,得出冷负荷的调节范围,可以适量减少 建筑对冷负荷的需求,进而降低供冷系统的运行 费用。

#### 2 建筑冷热电负荷预测

#### 2.1 LSTM-TF预测模型

对冷热电负荷预测的研究,能够根据其预测结 果制定负荷需求响应计划,合理优化能源设备运行 调度,提高能源利用效率<sup>[16-17]</sup>。

采用基于迁移学习的LSTM-TF方法来实现建 筑冷热电负荷预测<sup>[18]</sup>。采用包含丰富历史建筑冷热 电数据集作为源域,以便LSTM能够有效捕获时序 数据的长期特征。目标域为带预测目标建筑冷热电 负荷预测,相似度分析是实现有效迁移学习的前 提<sup>[19]</sup>。考虑到源域与目标域的采集频率可能不同, 采用动态时间规整(dynamic time warping, DTW)实 现目标域与源域的相似度分析。DTW结果越小,两 时间序列的相似度越高<sup>[20]</sup>。DTW的具体步骤为:1) 计算两个序列的对应元素之间的欧式距离,并根据 欧式距离结果构建两个时间序列之间的距离矩阵; 2)利用动态规划的方法,从该距离矩阵中找出一条 最优路径,该路径代表了两个序列之间的最佳匹配; 3)根据最优路径上的对应关系计算两个序列之间的 相似度。 LSTM-TF 预测模型如图 2 所示。首先,将源域 数据集与目标预测建筑数据集进行归一化处理;其 次,利用归一化后的源域数据对 LSTM 进行预训练, 此时后 *n* 层 LSTM 层处于冻结状态;然后,解冻后 *n* 层 LSTM 层,并利用归一化的目标建筑冷热电数据 集对 LSTM 微调,得到目标域 LSTM 预测模型;最后, 利用 LSTM 模型实现目标建筑的冷热电负荷预测。





采用均方根误差(root mean square error, RMSE) 作为评价指标来衡量模型的性能, RMSE 的值越小, 模型的性能越好。RMSE 的标准公式为

$$\delta_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{o=1}^{M} \left( y_o - \hat{y}_o \right)^2} \tag{6}$$

式中:M为数据序列长度; $y_s$ 为第o个原始数据; $\hat{y}_s$ 为第o个预测数据。

#### 2.2 负荷预测结果

所用预测数据来自北方某生态园的公共建筑, 提取 2021 年 10 月到 2022 年 9 月共 12 个月的小时 级数据。LSTM-TF 模型的预测精度如表 1 所示,由 表 1 可以看出冷、热、电负荷预测 RMSE 都较小,表 明 LSTM-TF 取得了较好的预测结果。

#### 表1 LSTM-TF模型的预测精度

Table 1 The prediction accuracy of LSTM-TF model

	单位:%
负荷预测	$\delta_{ m RMSE}$
冷	8.44
热	8.94
电	8.18

#### 3 BIES优化调度

#### 3.1 目标函数

以日运行成本最小为优化目标,BIES的运行成 本主要包括能源购买成本和各能源设备运行维护成 本,运行成本F为

$$F = \min\left(\sum_{i=1}^{24} \left(P_{\text{buy},s}(\hat{t})C_{s}(\hat{t})\right) + \sum_{k=1}^{\hat{n}}\sum_{i=1}^{24} \mu_{k}P_{k}(\hat{t})\right) \quad (7)$$

式中:s 为电网和燃气官网; $P_{buy,s}(\hat{t})$  为 BIES 系统 $\hat{t}$  时 刻的购电量以及购气量; $C_s(\hat{t})$  为 $\hat{t}$  时刻系统购买的 电价和气价; $\hat{n}$  为 BIES 中的设备种类数; $\mu_k$  为第k 个 设备的单位时间的运维费用; $P_k(\hat{t})$  为 $\hat{t}$  时刻第k 个 设备的单位出力功率。

#### 3.2 约束条件

约束条件包括功率平衡约束、设备运行约束两 个约束条件。功率平衡约束包括电、冷、热和燃气功 率约束,即发电量平衡于用电量、发冷量平衡于用冷 量、发热量平衡于用热量、燃气平衡。设备运行约束 为系统中设备稳定运行时应介于0到设备出力上限 之间。

功率平衡约束为

$$\begin{cases} P_{\text{load, DR}}(\hat{t}) = P_{\text{grid}}(\hat{t}) + P_{\text{GT}}(\hat{t}) + P_{\text{PV}}(\hat{t}) + P_{\text{ES}}(\hat{t}) - \\ P_{\text{GSHP}}(\hat{t}) - P_{\text{EB}}(\hat{t}) - P_{\text{EC}}(\hat{t}) \\ H_{\text{load}}(\hat{t}) = H_{\text{GB}}(\hat{t}) + H_{\text{EB}}(\hat{t}) + H_{\text{HRSG}}(\hat{t}) + \\ H_{\text{GSHP}}(\hat{t}) + H_{\text{HS}}(\hat{t}) \\ C_{\text{load, RE}}(\hat{t}) = C_{\text{AC}}(\hat{t}) + C_{\text{GSHP}}(\hat{t}) + C_{\text{EC}}(\hat{t}) + C_{\text{CS}}(\hat{t}) \\ G_{\text{load, DR}}(\hat{t}) = G_{\text{gas}}(\hat{t}) - G_{\text{GT}}(\hat{t}) - G_{\text{GB}}(\hat{t}) \end{cases}$$
(8)

式中: $P_{grid}(\hat{i})$ 为 $\hat{i}$ 时刻的电网发电功率; $P_{CT}(\hat{i})$ 为 $\hat{i}$ 时 刻的燃气轮机发电功率; $P_{PV}(\hat{i})$ 为 $\hat{i}$ 时刻的光伏发电 功率; $P_{ES}(\hat{i})$ 为 $\hat{i}$ 时刻的储能发电功率; $P_{GSHP}(\hat{i})$ 为 $\hat{i}$ 时刻的地源热泵用电功率; $P_{EB}(\hat{i})$ 为 $\hat{i}$ 时刻的电锅炉 用电功率; $P_{EC}(\hat{i})$ 为 $\hat{i}$ 时刻的电制冷机用电功率;  $H_{CB}(\hat{i})$ 为 $\hat{i}$ 时刻的燃气锅炉发热量; $H_{EB}(\hat{i})$ 为 $\hat{i}$ 时刻 的电锅炉发热量; $H_{HRSC}(\hat{i})$ 为 $\hat{i}$ 时刻的余热锅炉发热 量; $H_{GSHP}(\hat{i})$ 为 $\hat{i}$ 时刻的地源热泵发热量; $H_{HS}(\hat{i})$ 为 $\hat{i}$ 时刻的储热发热量; $C_{AC}(\hat{i})$ 为 $\hat{i}$ 时刻的吸收式制冷机 发冷量; $C_{GSHP}(\hat{i})$ 为 $\hat{i}$ 时刻的地源热泵发冷量; $C_{EC}(\hat{i})$ 为 $\hat{i}$ 时刻的电制冷机发冷量; $C_{CS}(\hat{i})$ 为 $\hat{i}$ 时刻的电储 能发冷量;  $G_{gas}(\hat{t})$ 为 $\hat{t}$ 时刻的天然气供气量;  $G_{GT}(\hat{t})$ 为  $\hat{t}$ 时刻的燃气轮机用气量;  $G_{GB}(\hat{t})$ 为 $\hat{t}$ 时刻的燃气锅 炉用气量;  $P_{load, DR}(\hat{t})$ 、 $H_{load}(\hat{t})$ 、 $C_{load, RE}(\hat{t})$ 和 $G_{load, DR}(\hat{t})$ 分 别为 $\hat{t}$ 时刻用户的电、热、冷、气负荷。

设备运行约束为

式中: $P_{k,max}$ 为第k个发电设备的出力上限; $H_k(\hat{t})$ 为 $\hat{t}$ 时刻第k个设备的单位产热功率; $C_k(\hat{t})$ 为 $\hat{t}$ 时刻第k个设备的单位产冷功率; $H_{k,max}$ 为第k个产热设备的 出力上限; $C_{k,max}$ 为第k个产冷设备的出力上限。

3.3 Logistic-t-SSA算法

3.3.1 麻雀搜索算法

麻雀搜索算法是 2020 年基于麻雀的觅食与反 捕食行为的启发提出的一种新型群智能优化算法, 在一定程度上改善了优化过程中对搜索空间的探索 与利用<sup>[21-22]</sup>。相较于 PSO、遗传算法 (genetic algorithm, GA)、蚁群优化算法,SSA 以其简洁的 结构和出色的收敛性、鲁棒性脱颖而出<sup>[23]</sup>。然而, SSA 的性能极大程度上依赖于初始参数设置,如何 调整这些参数以适应多样化的问题仍是一个挑 战<sup>[24]</sup>。基础 SSA 中存在易陷入局部最优的缺陷,故 本文采用混沌映射与 t 分布对算法的初始化种群及 适应度寻优进行了改进<sup>[25-26]</sup>。

3.3.2 Logistic 混沌映射

为从全局提升 SSA 的搜索能力及种群的多样性,加入 Logistic 混沌映射对算法的初始化种群进行优化,使种群分布更加均匀。其数学模型为

$$x_{b+1} = rx_b \left( 1 - x_b \right) \tag{10}$$

式中: $x_b$ 为第b次迭代值,满足 $x_b \in (0,1)$ ,初始条件  $x_0$ 在混沌映射作用下产生非周期、不收敛的序列;r为控制参数,当r = 4时,混沌映射系统处于完全混 沌状态,该时刻的映射分布最均匀。

3.3.3 自适应t分布

t分布含有参数自由度,它的曲线形态与自由度 参数t的大小有关。对麻雀种群的位置利用自适应t 分布进行更新,表达式为

$$X_s^{i} = X_s + X_s \cdot t\left(\hat{d}\right) \tag{11}$$

式中: $X_{s}$ 为经过自适应 t 分布更新后的第s个麻雀位置; $X_{s}$ 为第s个麻雀个体的位置; $t(\hat{d})$ 为以迭代次数  $\hat{d}$ 为自由度参数的 t 分布函数。

设定自适应 t 分布变异概率 p = 0.5,当随机数  $\hat{r} \in [0,1)$ 产生的数小于 p 时,则对该迭代次数的麻雀 位置进行 t 分布变异,对比变异前的适应度值,如果 变异后的适应度值更优则对其进行更新。

3.3.4 Logistic-t-SSA

改进后的 Logistic-t-SSA 算法优化过程如图 3 所示。



图 3 Logistic-t-SSA 算法流程图 Fig.3 Logistic-t-SSA algorithm flowchart

采用式(10)初始化种群,所有麻雀的适应度值为

$$F_{x} = \begin{cases} f\left(\left[x_{1}^{1}, x_{1}^{2}, ..., x_{1}^{d}\right]\right) \\ f\left(\left[x_{2}^{1}, x_{2}^{2}, ..., x_{2}^{d}\right]\right) \\ f\left(\left[x_{l}^{1}, x_{l}^{2}, ..., x_{l}^{d}\right]\right) \\ f\left(\left[x_{q}^{1}, x_{q}^{2}, ..., x_{q}^{d}\right]\right) \end{cases}$$
(12)

式中: $F_x$ 为全局适应度值; $f([x_l^1, x_l^2, ..., x_l^d])$ 为第 l个

麻雀的适应度值;d为待优化问题变量的位数;q代 表麻雀的数量; $x_l^d$ 为第 $l(1 \le l \le q)$ 个麻雀中第d优 化问题的值。

发现者的位置更新描述为

$$X_{\tilde{i},\tilde{j}}^{g+1} = \begin{cases} X_{\tilde{i},\tilde{j}}^{g} \cdot \exp\left(\frac{-\hat{i}}{\alpha \cdot \hat{d}_{\max}}\right), R_{2} < S \\ X_{\tilde{i},\tilde{j}}^{g} + Q \cdot L, R_{2} \ge S \end{cases}$$
(13)

式中:g为当前迭代数; $\hat{j} = 1, 2, ..., d$ ; $\hat{d}_{max}$ 为最大迭代 次数; $X_{a}^{s}$ 为第g次迭代中第 $\hat{i}$ 个麻雀在第 $\hat{j}$ 维中的位 置信息; $\alpha$ 为一个随机数,满足 $\alpha \in (0,1]$ ; $R_{2}$ 和S分 别为预警值和安全值, 且 $R_{2} \in [0,1]$ 、 $S \in [0.5,1]$ , 当  $R_{2} > S$ 时,表明部分麻雀发现了捕食者并发出警报; Q为服从正态分布的随机数;L为一个元素全为1的  $1 \times d$ 维矩阵。

加入者的位置更新描述为

$$X_{\hat{i},\hat{j}}^{g+1} = \begin{cases} Q \cdot \exp\left(\frac{X_{\text{worst}}^g - X_{\hat{i},j}^g}{i^2}\right), \hat{i} > q/2 \\ X_{\hat{p}}^{g+1} + \left|X_{\hat{i},\hat{j}}^g - X_{\hat{p}}^{g+1}\right| \cdot A^* \cdot L, \hat{i} \le q/2 \end{cases}$$
(14)

式中: $X_{p}^{g+1}$ 为第g+1迭代次数中发现者的最优位置; $X_{worst}^{g}$ 为第g迭代次数中全局最差的位置;A为一个每个元素随机为1或-1的1×d维矩阵, $A^{+} = A^{T}(AA^{T})^{-1}$ 。

优化过程中,意识到危险的麻雀数学表达式为

$$X_{\hat{i}\hat{j}}^{g+1} = \begin{cases} X_{\text{best}}^g + \beta \cdot \left| X_{\hat{i}\hat{j}}^g - X_{\text{best}}^g \right|, f_{\hat{i}} > f_{\nu}^g \\ X_{\hat{i}\hat{j}}^g + K \cdot \left( \frac{X_{\hat{i}\hat{j}}^g - X_{\text{worst}}^g}{f_{\hat{i}} - f_{\nu}^g + \varepsilon} \right), f_{\hat{i}}^g = f_{\nu}^g \end{cases}$$
(15)

式中: $X_{\text{best}}^s$ 为第g迭代次数全局最优位置; $\beta$ 为步长 控制参数;K为一个随机数,满足 $K \in [-1,1]$ ; $f_i$ 为第  $\hat{i}$ 个麻雀的适应度值; $f_v^s$ 和 $f_v^s$ 分别为第g次迭代全 局最佳和最差的适应度值; $\varepsilon$ 为常数。

判断随机数 $\hat{r}$ 是否小于变异概率p = 0.5,如果符 合条件,通过式(11)对种群的适应度进行变异。变 异后的适应度值与原适应度值相比,若更优,则更新 对应的麻雀位置。

#### 4 算例分析

#### 4.1 仿真数据说明

选取北方某生态园的公共建筑作为研究对象,

在文献[5]的研究基础上,采用LSTM-TL方法预测 系统典型日24h的负荷,以运行成本最低为目标,采 用Logistic-t-SSA优化算法,求解系统最优运行策 略,并对优化调度结果进行分析。设定调度总时长 为24h,单位调度时间为1h,其中电、气负荷全天参 与价格型需求响应,冷负荷在第9—17时段参与调 节型需求响应。

#### 4.2 仿真场景

为了验证改进算法的寻优效果以及研究 IDR 策略对 BIES 优化调度的影响,设立 4种场景进行分析对比。场景 1:未参与 IDR,采用 SSA 对系统进行优化;场景 2:未参与 IDR,采用 Logistic-SSA 对系统进行优化;场景 3:未参与 IDR,采用 Logistic-t-SSA 对系统进行优化;场景 4:参与 IDR,采用 Logistic-t-SSA 对系统进行优化。依据图 1 所示的 BIES 模型与设备的数学模型,对上述 4 种场景的运行优化结果进行对比。

#### 4.3 试验结果

为了验证本文改进算法的优越性,对场景1、场景2、场景3的优化结果进行对比分析,3种场景的优化迭代曲线如图4所示。





表 2 展示了 3 种算法求解的最优值。由图 4 和 表 2 可知,原 SSA 陷入了局部最优,并且寻优速度较 慢,而由 Logistic 混沌映射改进的 SSA 使初始种群分 布更均匀,最优值较原 SSA 相比更好,经济成本降低 了 2.3%,说明改进后的算法寻优效果更好并在寻优 速度上有明显提升。

	表2	3种算法求解的最优值	
Table 2	Ontimal	values solved by three algorithms	

				单位:美元
最	优值	SSA	Logistic-SSA	Logistic-t-SSA
经	齐成本	49 372.96	48 219.90	47 206.86

在后续的迭代优化过程中 Logistic-SSA 也陷入了 局部最优,而自适应 t 分布再次对种群的位置进行了 优化更新,增强了种群的搜索能力,从而寻找到更优的 适应度值,经济成本较 Logistic-SSA 相比降低了 2.1%,并且比原 SSA 降低了 4.4%,表明改进后的算法 具有很好的寻优效果,保障了用户的经济效益。为了 验证本文所提 DIR 策略的有效性,对场景 3、场景 4 的 优化结果进行对比分析,优化迭代曲线如图 5 所示。





Fig.5 Iteration curves before and after participation in IDR

表 3 展示了参与 IDR 前后的最优值,由图 5 和表 3 可知,参与 IDR 后,系统的日运行经济费用降低了 2.6%,创造了更好的经济效益,验证了在 BIES 调度中考虑 IDR 机制可以降低 BIES 优化调度总成本。

~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~~	表 3	参与 II	DR前	后的量	<b></b> 最优值
-----------------------------------------	-----	-------	-----	-----	-------------

Table 3 Optimal value before and after participating in IDR 单位:美元

		1 = 19698
最优值	响应前	响应后
经济成本	47 206.86	46 007.97

系统参与 IDR 前后的电、冷、气、热负荷曲线及 负荷平衡情况如图 6---图 9 所示。



图 6 优化调度后的电负荷 Fig.6 Optimal scheduling result of electrical load



图7 优化调度后的冷负荷 Fig.7 Optimal scheduling result of cooling load



Fig.8 Optimal scheduling result of gas load



Fig.9 Optimal scheduling result of heating load

由图 6一图 9 可知,在参与 IDR 后,电、气负荷在 用能高峰时段被削弱,增加了低谷时段的负荷,有效 降低了电网及气网侧的负荷峰谷差,增加电网负荷 调节余量,增强电网抗压能力,提升了电网供电可靠 性;而冷负荷在一定的调节范围内进行了削减,在保 障用户舒适度的前提下,既避免了用冷负荷尖峰情 况的出现,又有效节约了 BIES 的运行成本,实现了 建筑经济运行。

由图 6 可知,在电价低谷时期主要通过电网购 电,而在电价高峰时 GT 发电成本更低,其比重增加, 与之对应的增加了 HRSG 供热量及 AC 的供冷量,实 现 BIES 电、冷、热负荷之间的协同作用,有效降低系 统的运行成本。由图 7 可知,在供冷方面,主要由 GSHP 和 EC 供应,而在电价高峰时段,AC 出力增 加。由图 8 可知,由于 GB 与 EB 的制热效率较高,主 要由这两个设备提供热负荷,WHB 进行补充,并且 在电价高峰时段出力增加。由图 9 可知,GT 在电价 高峰时段以及气价低谷时段耗气量增加,说明此时 用气成本要低于购电成本。

#### 5 结束语

以 BIES 为研究对象,考虑了价格型需求响应与 调节型需求响应协同的优化调度模型,并针对优化 调度求解较困难的问题,提出了 Logistic-t-SSA 算法 对模型求解。

通过算例分析验证了 Logistic-t-SSA 与 IDR 的

可行性和有效性,表明:改进后的算法具有很好的寻 优效果,可以很好地解决原 SSA 易陷入局部最优的 问题,寻优结果较原 SSA 降低了 4.4%;在参与 IDR 模型后,可以显著降低 BIES 的运行成本,同时有效 降低负荷的峰谷差,缓解高峰时期的大量负荷对供 能侧的冲击,提高了供能侧的可靠性。

所提的改进算法对考虑 IDR 的优化调度模型具 有很好的寻优效果。下一阶段将重点研究柔性负荷 对 BIES 运行的影响,并基于智能优化算法实现快速 准确的优化调度求解。

#### 参考文献

- [1] CHENG H, HU X, WANG L, et al. Review on research of regional integrated energy system planning [J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(7):2-13.
- [2] 王佳蕊,孙勇,胡枭,等.基于 MICP 的多能耦合综合能源系统可 再生能源消纳能力研究[J].电力建设,2023,44(8):157-170.
   WANG Jiarui, SUN Yong, HU Xiao, et al. Research on renewable energy absorption capacity of multi-energy coupling integrated energy systems based on MICP [J]. Electric Power Construction, 2023,44(8):157-170.
- [3] 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.
- [4] 吴兰旭,董中凯,宋志春,等.考虑智能决策的集团综合能源系统架构设计[J].分布式能源,2023,8(4):85-90.
  WU Lanxu, DONG Zhongkai, SONG Zhichun, et al. Architectural design of group comprehensive energy system considering intelligent decision making[J]. Distributed Energy, 2023, 8(4): 85-90.
- [5] WANG D, ZHAO P, ZANG N, et al. Security analysis and defense strategy of integrated energy system based on security game [J].
   Electric Power Automation Equipment, 2019, 39(10):10-16.
- [6] 梁作放,潘华,何辉,等.考虑碳交易的区域综合能源系统经济 调度研究[J].山东电力技术,2020,47(2):20-26.
   LIANG Zuofang, PAN Hua, HE Hui, et al. Study on economic dispatch of regional integrated energy system considering carbon trading[J].Shandong Electric Power,2020,47(2):20-26.
- [7] WANG M Y, WANG R Q, LIU J Y, et al. Operation optimization for park with integrated energy system based on integrated demand response[J].Energy Reports, 2022, 8:249–259.
- [8] YANG S C, ZENG D, DING H F, et al. Stochastic securityconstrained economic dispatch for random responsive price-elastic
load and wind power[J].IET Renewable Power Generation, 2016, 10(7):936-943.

- [9] LUO C, LI Y, XU H, et al. Influence of demand response uncertainty on day-ahead optimization dispatching[J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(5):22-29.
- [10] YI Z, LI Z. Combined heat and power dispatching strategy considering heat storage characteristics of heating network and thermal inertia in heating area [J]. Power System Technology, 2018,42(5):1378-1384.
- [11] WU M, DU P C, JIANG M H, et al. An integrated energy system optimization strategy based on particle swarm optimization algorithm[J].Energy Reports, 2022, 8:679-691.
- [12] ZOU Y, YANG G, ZHENG H, et al. Dispatching for integrated energy system based on improved niche PSO algorithm [J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2020, 32(7):47-52.
- [13] LIU X, YU Y, YANG Y.Optimization of regional Integrated energy system based on improved sparrow algorithm [J]. Smart Power, 2021,49(6):9-16.
- [14] JI F Y, SONG Z S, YANG S Y, et al.Scheduling strategy of regional integrated energy system based on improved sparrow search algorithm [C]//2021 China Automation Congress (CAC). IEEE, 2021;6230–6235.
- [15] KANSAL G, TIWARI R. Elasticity modelling of price-based demand response programs considering customer's different behavioural patterns[J].Sustainable Energy, Grids and Networks, 2023,36:101244.
- [16] ZOU Y, YANG L, LI J, et al. Robust optimal dispatch of microenergy grid with multi-energy complementation of cooling heating power and natural gas[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019,43(14):65-72.
- [17] SUN T X, SHAO Y F, LI X N, et al. Learning sparse sharing architectures for multiple tasks [J]. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2020, 34(5):8936-8943.
- [ 18 ] FAN C,SUN Y J,XIAO F, et al.Statistical investigations of transfer learning-based methodology for short-term building energy predictions[ J].Applied Energy, 2020,262:114499.
- [19] 赵佩尧,李正烁,高晗,等.电-气-热综合能源系统协同调度优 化研究综述[J].山东电力技术,2024,51(4):1-11.
  ZHAO Peiyao, LI Zhengshuo, GAO Han, et al. Review on collaborative scheduling optimization of electricity-gas-heat integrated energy system[J]. Shandong Electric Power, 2024, 51 (4):1-11.
- [20] 闫秀英,门琪,吴晓雪.跨建筑短期负荷预测的深度迁移学习方 法[J/OL].电力系统及其自动化学报,1-10[2024-08-21]. https://doi.org/10.19635/j.cnki.csu-epsa.001483.

YAN Xiuying , MEN Qi , WU Xiaoxue. A deep transfer learning method for short-term load forecasting across buildings [  $J/\,OL$  ].

Proceedings of the CSU-EPSA, 1-10[2024-08-21].https://doi. org/10.19635/j.cnki.csu-epsa.001483.

[21] 程明,翟金星,马骏,等.基于迁移学习的CNN-GRU短期电力 负荷预测方法[J].武汉大学学报(工学版),2024,57(6): 812-820.

CHENG Ming, ZHAI Jinxing, MA Jun, et al. Transfer learning based CNN-GRU short-term power load forecasting method [J]. Engineering Journal of Wuhan University, 2024, 57(6):812-820.

[22] 魏泽涛,刘友波,沈晓东,等.基于样本数据迁移学习的贫资料 地区小水电超短期出力建模及发电预测[J].中国电机工程学 报,2023,43(7):2652-2666.

WEI Zetao, LIU Youbo, SHEN Xiaodong, et al. Ultra-short-term power generation modeling and prediction for small hydropower in data - scarce areas based on sample data transfer learning [J]. Proceedings of the CSEE,2023,43(7):2652-2666.

- [23] XUE J K, SHEN B. A novel swarm intelligence optimization approach:sparrow search algorithm[J].Systems Science & Control Engineering,2020,8(1):22-34.
- [24] 刘文学,王明强,房俏,等.基于改进麻雀搜索算法的受端电网机组组合模型[J].山东电力技术,2023,50(10):28-34.
  LIU Wenxue, WANG Mingqiang, FANG Qiao, et al. Unit commitment model of receiving end grid based on improved sparrow search algorithm[J].Shandong Electric Power, 2023, 50 (10):28-34.
- [25] 陈立海,谭奥,贺永辉,等.基于SCSSA-VMD-MCKD的轴承早期微弱故障异常检测方法[J/OL].机电工程,1-13[2024-08-21].http://kns.cnki.net/kcms/detail/33.1088.th.20240715.1601.013.html.

CHEN Lihai , TAN Ao , HE Yonghui , et al. Early weak fault anomaly detection of bearing based on SCSSA-VMD-MCKD[J/ OL].Journal of Mechanical & Electrical Engineering, 1-13[2024-08-21]. http://kns. cnki. net / kcms / detail / 33.1088. th.20240715.1601.013.html.

[26] 李斌,杨润,舒洋.改进麻雀搜索算法在PMSM匝间短路中应用 研究[J/OL].电子测量与仪器学报,1-12[2024-08-21].http:// kns.cnki.net/kcms/detail/11.2488.tn.20240805.1710.019.html. LI Bin, YANG Run, SHU Yang. Application of improved sparrow search algorithm in PMSM inter-turn short-circuit[J/OL].Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 1-12[2024-08-21]. http://kns. cnki. net / kcms / detail / 11.2488. tn.20240805.1710.019.html.

张春霞(1975),通信作者(zcxjnsd@163.com),女,硕士,副教授, 研究方向为智能制造、门窗幕墙及工业互联网。

(责任编辑 郑天茹)

收稿日期:2024-04-28

修回日期:2024-10-09

作者简介:

DOI:10.20097/j.cnki.issn1007-9904.2025.02.004

·新能源·

# 基于NWP风速修正与VMD-DBO-DELM残差建模的 风电功率预测研究

屈伯阳1\*,付立思2

(1.沈阳工业大学电气工程学院,辽宁 沈阳 110870;2.沈阳农业大学信息与电气工程学院,辽宁 沈阳 110866)

摘要:针对新建风场面临缺乏历史数据且数据不完整的情况,文中考虑风场的数值天气预报(numerical weather forecast, NWP)中风速与风向、风场地形、风机尾流、风机湍流,对风场输出功率展开物理预测。鉴于物理预测精度存在一定局限性,故采用基于变分模态分解(variational modal decomposition,VMD)-蜣螂优化(dung beetle optimization,DBO)算法-深度极限学习机(deep extreme learning machine,DELM)优化组合方法VMD-DBO-DELM进行残差修正。通过VMD方法将原始信号分解为多个模态函数,然后使用DBO算法优化DELM的参数,最后将优化后的DELM用于残差修正,有效提高了预测精度。通过与其他传统残差修正方法对比,VMD-DBO-DELM组合方法进一步提高了预测精度,为新建风场的功率预测提供了更为优越的解决方案和思路,在理论与实际应用方面都具有重要价值,为解决新建风场面临的数据问题及提高预测精度提供了可行途径。

关键词:数值天气预报;变分模态分解;蜣螂优化算法;深度极限学习机;残差修正
 中图分类号:TM743
 文献标志码:A
 文章编号:1007-9904(2025)02-0032-14

## Research on Wind Power Prediction Based on NWP Wind Speed Correction and VMD-DBO-DELM Residual Modeling

QU Boyang1\*, FU Lisi2

(1.College of Electrical Engineering, Shenyang University of Technology, Shenyang 110870, China;2.College of Information and Electrical Engineering, Shenyang Agricultural University, Shenyang 110866, China)

Abstract: In view of the lack of historical data and incomplete data of the new wind farm, this paper considers the numerical weather forecast (wind speed, wind direction), wind field terrain, wind turbine wake and wind turbine turbulence to carry out physical prediction for the output power of the wind farm. However, in view of the limited accuracy of physical prediction, the optimization combination method (VMD-DBO-DELM), which is based on variable modal decomposition (VMD), dung beetle optimization (DBO), and deep extreme learning machine (DELM), is used to correct the residual error. The original signal is decomposed into multiple modal functions by the VMD method, and then the parameters of DELM are optimized by the DBO algorithm. Finally, the optimized DELM is used for residual correction, so as to improve the prediction accuracy. Compared with other traditional residual correction methods, the VMD-DBO-DELM combination method further improves the prediction accuracy. It provides a superior solution and ideas for the power prediction of new wind farms, which has important value in theory and practical application, and provides a feasible way to solve the data problems faced by new wind farms and improve the prediction accuracy.

Keywords: numerical weather forecast; variational modal decomposition; dung beetle optimization; deep extremum learning machine; residual correction

## 0 引言

输出功率的随机性是风电面对一系列并网问题 的根本要素之一,风电功率预报方法近年来得到了

基金项目:国家自然科学基金项目(52007124);辽宁省兴辽英才计划 项目(XLYC2008005)。

National Natural Science Foundation of China (52007124) ; Xing Liao Talents Plan Project of Liaoning Province(XLYC2008005).

广泛关注和研究。随着数据挖掘技术的兴起,许多 学者对统计学方法进行研究。针对国外研究,文献 [1]提出了一种级联残差神经网络模型,预报精度有 了显著改良。文献[2]提出了一种新的基于预测密 度估计的风电功率区间预测方法。由于所提出的模 型不需要解决模型训练的高维优化问题,采用基于 广义交叉熵方法确定最佳带宽,从而产生最佳预测 结果。与传统的基于点预测误差构建的方法不同, 该框架在区间模型的预测变量中加入了点预测,从 而提高了性能。文献[3]基于带宽选择的概念,提出 了一种新的、灵活的核密度估计器的框架。利用基 于扩散的核密度估计器来实现非平稳风电时间序列 的高质量区间预测。仿真结果表明,所提出的框架 具有更高精度和效率。

针对国内研究,文献[4]提出了一种基于最优特 征提取、深度学习算法和广义自回归条件异方差模 型的误差修正策略的多步风速预测混合模型,通过 三个实际的预测实例验证了模型的性能和有效性。 文献[5]提出了一种用于短期风电功率概率预测的 多源时间注意网络,该模型引入多源数值预报,选择 数值预报的驱动变量,捕获历史测量值和多源数值 天气序列中的隐含时间依赖。文献[6]结合混合神 经网络和分位数回归算法的优点,提出了一种时空 分位数回归算法用于区域风电短期非参数概率预 测。文献[7]提出一种基于时空相关性的风电功率 超短期自适应预报方法,预报结果更加准确。文献 [8]提出了一种基于 Beta 混合概率分布的风力发电 预报偏差区间估计方法,根据 Beta 分布的特点更加 准确地估计了风力发电预报偏差的分布模型。文献 [9]提出了一种自适应噪声的完备经验模态分解 (complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise, CEEMDAN)优化的长短时记忆网 络(long short-term memory, LSTM)与时间卷积网络 (temporal convolutional network, TCN)组合模型。仿 真结果表明,CEEMDAN-LSTM-TCN组合模型对超 短期风能进行有效预测,预测性能优于 LSTM 和 TCN 单一模型。

部分新建风电场由于缺乏历史功率数据或数据 完整性不足,采用统计预测方法进行预测,导致误差 较大。物理预报方法彰显其预测优势,其主要包括 风电机组轮廓高度风速、风向等气象要素的精细化

模拟与预测,以及风能资源转化为风电机组输出功 率两部分。其中,风能资源转化为风电机组输出功 率主要通过风电机组功率曲线来体现。文中采用方 差变点分位数法(variance change point quantile, VCPO)与随机森林组合方法提取风机功率曲线。针 对数值天气预报(numerical weather forecast, NWP)中 的风况(风速、风向)预报数据,采用线性回归(linear regression,LR)与遗传算法(genetic algorithm,GA)优 化反向传播(back propagation, BP)神经网络的LR-GA-BP组合模型,依据测风塔历史测风数据进行修 正。风电机组轮廓高度测风数据模拟与预测则是通 过建立描述风电场地形、地表粗糙度、风电机组尾流 等风电场局地效应的物理模型,进行精细化(降尺 度)处理后获得。对此,文中数值求解风流场在风电 场内的发展演变过程,即计算流体动力学 (computational fluid dynamics, CFD)模型。最终通过 风机功率曲线转换为风场输出功率预测值。利用修 正后的 NWP(风速)数据与功率曲线进行预测存在 一定误差。为克服残差、提升风电功率预测精度,文 中建立了多种残差修正模型进行训练,进一步提升 预测精度。

## 1 研究理论

### 1.1 蜣螂优化算法

蜣螂优化算法(dung beetle optimizer, DBO)<sup>[10]</sup>是 Xue Jianka 和 Shen Bo 在 2022 年提出的一种新型群 体智能优化算法。算法思路源于蜣螂的滚球、跳舞、 觅食、偷窃和繁殖行为。该算法同时考虑了全局探 索和局部开发,从而具有收敛速度快和准确率高的 特点,可以有效地解决复杂的寻优问题。

自然界中,蜣螂的特点是将粪便滚成球,利用天体线索导航,从而使球沿直线滚动。然而,没有任何 光源,蜣螂的路径就不再是直线了。同时,许多自然 因素也会导致蜣螂偏离原来的方向。再者,蜣螂可 以通过舞蹈来重新确立自己的方向。粪球还可以作 为虫卵的繁殖地。除此之外,一些蜣螂会竞争获取 其他同类的粪球,属于偷窃行为。

在 DBO 中,每只蜣螂的位置对应一个解。蜣螂 觅食时的行为有五种:滚球,即把粪便滚成一个球, 利用天体线索进行导航,从而进行直线运动;跳舞, 这让蜣螂重新定位自己;还包括觅食、偷窃以及繁殖 行为。

滚球蜣螂位置更新方式为  

$$\begin{cases} \boldsymbol{x}_i(t+1) = \boldsymbol{x}_i(t) + \alpha c \boldsymbol{x}_i(t-1) + b \Delta \boldsymbol{x} \\ \Delta \boldsymbol{x} = (\boldsymbol{x}_i(t) - \boldsymbol{X}^{W}) \end{cases}$$
(1)

式中: $x_i(t)$ 为第t次迭代时第i只蜣螂的位置信息; $\alpha$ 为自然系数,表示是否偏离原来方向,根据概率法分 配为-1或1;c为偏转系数, $c \in (0,0.2)$ ,文中设定为 0.1;b为常数, $b \in (0,1)$ ,文中设定为 0.3; $X^w$ 为全局 最差位置; $\Delta x$ 为模拟光强变化。

当蜣螂遇到障碍物而不能前进时,需要通过跳 舞来调整自己的方向。滚球蜣螂跳舞更新位置的公 式为

$$\boldsymbol{x}_{i}(t+1) = \boldsymbol{x}_{i}(t) + \tan\phi \left( \boldsymbol{x}_{i}(t) - \boldsymbol{x}_{i}(t-1) \right) \quad (2)$$
  
式中:  $\phi$  为偏转角,  $\phi \in [0, \pi]$ 。当  $\phi$  为 0、 $\pi/2$  或  $\pi$   
时, 蜣螂的位置不会更新。

针对育雏球,其产卵区域定义为:

$$L_{c}^{*} = \max((1 - R) X^{*}, L_{c})$$
(3)

$$U_{c}^{*} = \min((1+R)X^{*}, U_{c})$$
(4)

式中: $X^*$ 为当前的局部最佳位置; $L_{e}^*$ 和 $U_{e}^*$ 分别为产 卵区的下限和上限; $R = 1 - t/T_{max}$ , $T_{max}$ 为最大迭代 数; $L_{e}$ 和 $U_{e}$ 分别为优化问题的下限和上限。

育雏球位置定义为

$$B_{j}(t+1) = X^{*} + b_{1} \times (B_{j}(t) - L_{c}^{*}) + b_{2} \times (B_{j}(t) - U_{c}^{*})$$
(5)

式中: $B_{j}(t)$ 为第t次迭代时第j个育雏球的位置信息; $b_{1}$ 和 $b_{2}$ 分别为两个大小为D维的独立随机向量,D为优化问题的维度。

针对小蜣螂,需要建立一个最优觅食区域,指导 幼体蜣螂寻找食物并模拟其觅食行为。最优觅食区 域定义为:

$$\boldsymbol{L}_{c}^{\text{best}} = \max((1 - R) \boldsymbol{X}^{\text{best}}, \boldsymbol{L}_{c})$$
(6)

$$\boldsymbol{U}_{c}^{\text{best}} = \min((1+R)\boldsymbol{X}^{\text{best}}, \boldsymbol{U}_{c})$$
(7)

式中:X<sup>best</sup> 为当前的局部最佳位置;L<sup>best</sup> 和 U<sup>best</sup> 分别 为最佳觅食区所对应的下限和上限。

小蜣螂的位置更新为

$$\boldsymbol{x}_{_{\scriptscriptstyle A}}^{\mathrm{y}}(t+1) = \boldsymbol{x}_{_{\scriptscriptstyle A}}^{\mathrm{y}}(t) + \boldsymbol{C}_{_{\scriptscriptstyle 1}} \times (\boldsymbol{x}_{_{\scriptscriptstyle A}}^{\mathrm{y}}(t) - \boldsymbol{L}_{_{\scriptscriptstyle C}}^{\mathrm{best}}) + \\ \boldsymbol{C}_{_{\scriptscriptstyle 2}} \times (\boldsymbol{x}_{_{\scriptscriptstyle A}}^{\mathrm{y}}(t) - \boldsymbol{U}_{_{\scriptscriptstyle C}}^{\mathrm{best}})$$
(8)

式中: $x_{i}^{*}(t)$ 为第t次迭代时第h只小蜣螂的位置信息; $C_{1}$ 为遵循正态分布的随机向量; $C_{2}$ 为每个元素

为(0,1)的随机向量。

食物竞争的最佳位置为 X<sup>b</sup>,因此小偷蜣螂位置 更新为

$$\boldsymbol{x}_{l}^{\mathrm{s}}(t+1) = \boldsymbol{X}^{\mathrm{b}} + \boldsymbol{S} \cdot \boldsymbol{g} \times \\ \left( (\boldsymbol{x}_{l}^{\mathrm{s}}(t) - \boldsymbol{X}^{*}) + (\boldsymbol{x}_{l}^{\mathrm{s}}(t) - \boldsymbol{X}^{\mathrm{b}}) \right)$$
(9)

式中: $x_i^*(t)$ 为第l只小偷蜣螂在第t次迭代的位置;g为 1×D的随机向量,且保持正态分布状态;S为 常量。

综上所述,DBO 算法主要分为七个步骤:

1)初始化,设置算法参数,包括种群大小、迭代 次数等,并随机初始化原始位置;

2)适应度评估,计算每个蜣螂的适应度值,即目 标函数的值;

 3)通过滚球行为、跳舞行为、繁殖行为、觅食行 为、偷窃行为进行位置转换;

4)更新种群,根据适应度值更新蜣螂的位置和 状态;

5)判断更新位置是否越限;

6)重复步骤2)一步骤5),检查是否达到最大迭 代次数或满足其他终止条件,如果满足转为步骤7);

7)输出全局最优值及其最优解。

## 1.2 深度极限学习机

相比于其他类别的模型,极限学习机(extreme learning machine, ELM)网络具有学习速度快、泛化 能力强等优点。自编码器(auto encoder, AE)为使数 据的输出无限逼近输入的机器学习模式。当网络的 输入端或输出端的节点数大于隐藏层节点数时,AE 可以对数据特征量进行降维提取。将 ELM 与 AE 相 结合便构造出 ELM-AE 机器学习模型,其优势在于 AE 能够提升基于 ELM 模型输入的高维度数据特征 的训练学习与处理性能,进而改善模型的学习与泛 化能力。深度极限学习机(deep extreme learning) machine, DELM)<sup>[11]</sup>是由多个 ELM-AE 堆叠而成,结 合 ELM 和 AE 的 DELM 的分层无监督训练方式,对 于重构误差具有很好的削减作用。DELM 模型的结 构如图1所示,其中**γ**为输出权重,**γ**=  $[\gamma_1, \gamma_2, ..., \gamma_n]; p$  为输入权重,  $p = [p_1, p_2, ..., p_n]; R_1$  $R_{,,Y}$ 为各隐藏层输出;T为输出层输出。



图1 DELM模型训练过程图

Fig.1 Diagram showing DELM model training process

针对 DELM 模型,其隐层输出权重为  
$$\gamma = (\frac{I}{C} + H^{T}TR)^{-1}HTR$$
 (10)

式中:*I*为单位矩阵;*R*为输入数据,*R* = [*r*<sub>1</sub>,*r*<sub>2</sub>,…,*r*<sub>N</sub>], N为维度;*C*为正则化常量;*H*为隐层输出向量。

等维特征量表达时,隐层的输出权重可以简化 表示为

$$\boldsymbol{\gamma} = \boldsymbol{T}\boldsymbol{H}^{-1} \tag{11}$$

#### 1.3 风速转换模型

风在经过叶轮之后,局部能量被叶轮摄取,此现 象会致使叶轮后向风速降低。风机机舱侧的测风传 感器监测的机舱风速一般会低于风机轮廓处前方的 来流风速。因此,有必要将机舱风速校正为风轮前 方来流风速,修正公式为<sup>[12]</sup>

$$V_{1} = \frac{P_{\rm ac}}{2\rho V^{2}A} + V$$
 (12)

式中:V为机舱风速计实测风速; $P_{ac}$ 为实测功率; $V_1$ 为修正后的风轮前方来流风速; $\rho$ 为空气密度,取 1.225 kg/m<sup>3</sup>;A为扫掠面积。

## 1.4 数据清洗及拟合模型

1)方差变点分位数辨识模型。

风电功率曲线是描述风速及风力发电机组输送 功率关系的曲线。它不仅是策划机组控制系统的关 键依据,还是审核机组发电质量及风场运转状态的 关键参数<sup>[13]</sup>。来自风场搜集的监控和数据采集 (supervisory control and data acquisition, SCADA)系 统数据中一般含有大宗失常数据点,分为上、中、下 及四周聚集类型,如机组障碍、异常数据障碍、风速 传感器失灵及异常气象状况等<sup>[14]</sup>。联合方差变点法 (variance change point, VCP)和分位数法可很好地辨 识上述失常数据,简称 VCPQ。

选用方差变化率的变点作为数据辨识依据。 风速时间序列范围抽取样本集合为

$$G = \left\{ \left(\lambda_1, g_1\right), \left(\lambda_2, g_2\right), \cdots, \left(\lambda_{\eta}, g_{\eta}\right), \cdots, \left(\lambda_{\delta}, g_{\delta}\right) \right\},$$
(13)  
$$\eta = 1, 2, \cdots, \delta$$

式中: $\lambda_{\eta}$ 和 $g_{\eta}$ 分别为第 $\eta$ 个数据样本的风速和功率,并且降序排列功率值,即 $g_{\eta-1} \ge g_{\eta}$ ; $\delta$ 为样本数。

各功率点方差为

$$f_{\eta} = \frac{\sum_{\eta=1}^{\delta} (g_{\eta} - \bar{g}_{\delta})^2}{\eta}$$
(14)

式中: $f_{\eta}$ 为第 $\eta$ 点方差值; $\bar{g}_{s}$ 为 $\delta$ 个点的功率平均值。 这样 $f_{\eta}$ 能够衡量 $g_{\eta}$ 及该点前面全部数据的离散程度。

经过方差变化率 φ(η) 来判断方差变化是否显 著。采用最小二乘法,达到极小值点方位作为有关 指标的估计<sup>[15-16]</sup>。

$$\varphi(\boldsymbol{\eta}) = \left| f_{\boldsymbol{\eta}} - f_{\boldsymbol{\eta}-1} \right| \tag{15}$$

利用三个分割点划分为四部分,*J*<sub>1</sub>、*J*<sub>2</sub>、*J*<sub>3</sub>为三个 分割点。四分位数解析计算方法如下<sup>[17]</sup>。

在异常值辨识计算中,必须指定中位数 $E(J_2)_{\circ}$ 

$$E(J_{2}) = \begin{cases} x_{\frac{\gamma+1}{2}}, \ \gamma \text{ b f } \mathfrak{Y} \\ \frac{x_{\frac{\gamma}{2}} + x_{\frac{\gamma}{2}+1}}{2}, \ \gamma \text{ b } \mathfrak{R} \mathfrak{Y} \end{cases}$$
(16)

式中:<sup>x</sup>,为中位数; y为样本个数。

根据样本个数γ的不同取值,分别解析第1和 第3个分割点对应的中位数*E*(*J*<sub>1</sub>)和*E*(*J*<sub>3</sub>)。

当 $\gamma = 2s(s=0,1,2,...)$ 时,从 $J_2$ 处将样本均分为2个子集。当 $J_2$ 不包括在2个均分子集内时,可以按式(16)计算2个均分子集的中位数 $E(J_2)$ 和 $E(J_2^{''})(E(J_2^{'}) \leq E(J_2^{''}))$ ,则有 $E(J_1) = E(J_2^{'}), E(J_3) = E(J_2^{''})_o$ 

当
$$\gamma = 4s + 1$$
时,有  

$$\begin{cases} E(J_2') = 0.25x_s + 0.75x_{s+1} \\ E(J_2'') = 0.25x_{3s+1} + 0.25x_{3s+2} \end{cases}$$
(17)

当*γ* = 4s + 3时,有

$$\begin{cases} E(J'_{2}) = 0.75x_{\varsigma+1} + 0.25x_{\varsigma+2} \\ E(J''_{2}) = 0.25x_{3\varsigma+2} + 0.75x_{3\varsigma+3} \end{cases}$$
(18)

依据 $E(J_1)$ 和 $E(J_3)$ 计算获得四分位距 $I_{OB}$ 。

$$I_{\rm QR} = E(J_3) - E(J_1)$$
(19)

按照四分位距 I<sub>QR</sub>能够判断数据样本中失常值的界限范围。

 $[Z_1, Z_u] = [E(J_1) - 1.5I_{QR}, E(J_3) + 1.5I_{QR}]$ (20) 式中:  $Z_u$  和  $Z_1$  分别为失常值的上限、下限。

当样本数据溢出式(20)的界限范畴时,被判定 为异常值。

2)随机森林回归模型。

随机森林(random forest, RF)<sup>[18]</sup>是由 Leo Breiman提出的一种算法,由弱模型决策回归树 (classification and regression tree, CART)与装袋算法 方法及随机特征子空间(random subspace method, RSM)组合构成。CART既能用于回归也能用于分 类,相应的随机森林也可用于分类和回归分析。通 过多组随机抽样,训练出多个树分类器 CART,避免 了每棵树对所有样本及所有特征的学习,增加了随 机性,避免了过拟合。同时按照装袋算法的规则对 单棵决策树的结果进行集成平均。

## 1.5 尾流模型

尾流效应可以基于 CFD 模型的方法进行求解。 针对 CFD 的方法,风场仿真软件 Windsim 提供对单 个风机建模的驱动盘方法,并直接包含在 CFD 计算 中。速度衰减是根据风场模块中所建立的数据库来 进行计算的,这部分工作可以视为风场模拟的后处 理,但尾流之间的相互作用、尾流与地形之间的相互 影响无法准确捕捉。一种可替代的方法是在地形模 块中通过驱动盘方法把每台风机模拟成驱动盘。因 此可以在 CFD 模拟时将所有风机包含进来,考虑尾 流-尾流和地形-尾流的相互影响<sup>[19]</sup>。

通过设定扫风面上的网格对轴向来流施加反向 作用力,并根据 Simisiroglou 等<sup>[20]</sup>提出的新驱动盘方 法,驱动盘每个网格的推力为

$$F_{\vartheta} = 0.5\rho A_{\vartheta} \left(\frac{U_{1,\vartheta}}{1-a}\right)^2 C_{\mathrm{T}}(U_{1,\vartheta}) \tag{21}$$

式中: $U_{1,\vartheta}$ 为第 $\vartheta$ 个驱动盘网格上垂直于盘面的风速;a为驱动盘网格的轴向诱导因子; $A_{\vartheta}$ 为网格迎着自由流的面积; $C_{T}(U_{1,\vartheta})$ 为驱动盘上风速为 $U_{1,\vartheta}$ 时的修正推力系数。

大部分情景下,机组推力系数 C<sub>T</sub>随着自由流风 速 U<sub>x</sub>变化。但 C<sub>T</sub>对于下风向的风机是不合适的, 这是因为风流经过上风向风机后会产生扰动。因 此,将 C<sub>T</sub> 修正为以驱动盘上的风速 U<sub>1</sub> 为自变量的 函数。通过一维动量理论,结合推力系数 C<sub>T</sub> 的定义 以及轴向诱导因子 a,可以建立起两者的关系。

$$C_{\rm T} = 4a(1-a)$$
 (22)

$$U_1 = (1 - a) U_{\infty}$$
 (23)

由式(22)和式(23)可以推出

$$U_1 = 0.5 U_{\infty} (1 + \sqrt{1 - C_{\rm T}(U_{\infty})})$$
(24)

针对尾流,基于动量损失理论,采用 Jensen 模型 建模<sup>[21]</sup>。该模型尾流的扩展近似圆锥体。圆锥开度 与风机处粗糙度、轮廓高度有关,比较适用于陆上风 场。通过定义尾流衰减因子 V<sub>8</sub>来呈现尾流的线性 扩展,典型范围为 0.04~0.075。

$$\begin{cases} V_{\delta} = \frac{1 - \sqrt{1 - C_{T}}}{(1 + (2\psi\zeta/\Gamma))^{2}} \\ \psi = A/\ln(h/z_{0}) \end{cases}$$
(25)

式中: $\psi$ 为空间系数;h为轮廓高度; $z_0$ 为粗糙度; $\Gamma$ 为叶轮直径; $\zeta$ 为近似参数。

## 1.6 湍流模型

采用的湍流模型是标准 $k - \varepsilon$ 模型。 $k - \varepsilon$ 模型 属于涡黏性模型, $C_{\mu}$ 为涡黏性系数, $C_{\mu}$ =0.09,湍流运 动黏性计算公式<sup>[22]</sup>为

$$v_{\rm T} = C_{\rm u} k^2 / \varepsilon \tag{26}$$

式中: $v_{\rm T}$ 为湍流运动黏性;k为湍流动能; $\varepsilon$ 为湍流耗散率。

对于高湍流雷诺系数来说, $k - \varepsilon$ 标准形式计算 公式为:

$$\frac{\partial(u_{\vartheta}k)}{\partial x_{\vartheta}} = \frac{\partial}{\partial x_{\vartheta}} \left[ \frac{v_{\mathrm{T}}}{\sigma_{\mathrm{k}}} \frac{\partial k}{\partial x_{\vartheta}} \right] - \varepsilon + P_{\mathrm{k}} + P_{\mathrm{b}} + \frac{1}{\gamma} S_{\mathrm{k}} \quad (27)$$

$$\frac{\partial (u_{\vartheta}\varepsilon)}{\partial x_{\vartheta}} = \frac{\partial}{\partial x_{\vartheta}} \left[ \frac{v_{\mathrm{T}}}{\sigma_{\varepsilon}} \frac{\partial \varepsilon}{\partial x_{\vartheta}} \right] - C_{\varepsilon^{2}} \frac{\varepsilon^{2}}{k} + C_{\varepsilon^{1}} \frac{\varepsilon}{k} \left( P_{\mathrm{k}} + C_{\varepsilon^{3}} P_{\mathrm{b}} \right) + \frac{1}{\gamma} S_{\varepsilon}$$
(28)

式中: $\gamma$  为流体密度; $P_k \approx P_b \beta$ 别为额外的运动和热 贡献值; $C_{e1}$ 、 $C_{e2}$ 、 $C_{e3}$ 、 $S_k$ 、 $S_e$  均为湍流模型常量, $C_{e1}$ = 1.44, $C_{e2}$ =1.92, $C_{e3}$ =1.0, $S_k$ =1.0, $S_e$ =1.3; $u_{\vartheta}$  为湍流雷诺 系数; $x_{\vartheta}$  为网格位置; $\sigma_k$  为湍流动能常量; $\sigma_e$  为湍流 黏性常量。

#### 1.7 变分模态分解

变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)<sup>[23]</sup>的实施过程,如式(29)—式(32)所示。

$$\frac{\hat{u}_{\theta,\nu+1}(\omega_{\theta})}{\frac{\hat{f}(\omega_{\theta}) - \sum_{z < \theta} \hat{u}_{z,\nu+1}(\omega_{\theta}) - \sum_{z > \theta} \hat{u}_{z,\nu}(\omega_{\theta}) + \frac{\hat{\lambda}_{\nu+1}(\omega_{\theta})}{2}}{1 + 2\bar{\alpha}(\omega_{\theta} - \omega_{\theta_{\omega}})^{2}} \quad (29)$$

$$\boldsymbol{\omega}_{\boldsymbol{\theta},\boldsymbol{\nu}+1} \leftarrow \frac{\int_{0}^{\infty} \boldsymbol{\omega} \left| \hat{\boldsymbol{u}}_{\boldsymbol{\theta},\boldsymbol{\nu}+1}(\boldsymbol{\omega}_{\boldsymbol{\theta}}) \right|^{2} \mathrm{d}\boldsymbol{\omega}}{\int_{0}^{\infty} \left| \hat{\boldsymbol{u}}_{\boldsymbol{\theta},\boldsymbol{\nu}+1}(\boldsymbol{\omega}_{\boldsymbol{\theta}}) \right|^{2} \mathrm{d}\boldsymbol{\omega}}$$
(30)

$$\hat{\lambda}_{\nu+1}(\boldsymbol{\omega}_{\theta}) \leftarrow \hat{\lambda}_{\nu}(\boldsymbol{\omega}_{\theta}) + \tau \left( \hat{f}(\boldsymbol{\omega}_{\theta}) - \sum_{\theta} \hat{u}_{\theta,\nu+1}(\boldsymbol{\omega}_{\theta}) \right) (31)$$

VMD方法执行步骤如下。

1)令 $\nu = 0$ ,设置初始化值 $\hat{u}_{\theta,1}(\omega_{\theta}) \langle \omega_{\theta_1} \rangle \hat{\lambda}_1(\omega_{\theta}) \rangle$ 

2)v = v + 1,进入循环。

3)根据式(29)一式(30)更新参数,当被分解的 数量达到 *ū*时(*ū*为信号分解量),停止内部循环。

4)根据式(31)更新 $\hat{\lambda}_{\nu+1}(\omega_{\theta})_{\circ}$ 

5)如果满足停止条件式(32),则停止循环;否则,继续进行步骤2)一步骤4)。

#### 1.8 遗传算法优化 BP 神经网络模型

将 GA 与 BP 结合的优化算法为 GA-BP<sup>[24]</sup>,该组 合算法用于解决回归预测问题。通过 GA 优化 BP 的权重和偏置参数,以提高 BP 的训练效率和预测性 能,具体步骤如下。

1)初始化种群,随机生成一定数量的个体,每个 个体代表一个 BP 的参数组合。

2)适应度评价,根据 BP 在训练集上的预测误差,计算个体适应度水平。

3)选择操作,根据适应度大小,择优选取个体作 为父代。

4)交叉和变异,对择优选取的父代进行交叉与 变异过程,生成新的子代。

5)更新种群,根据新的子代替换原有种群。

6)反向传播训练,使用更新后的个体参数训练

反向传播神经网络(back-propagation neural network, BPNN)模型。

7)迭代,重复步骤2)一步骤6),当达到最大迭 代次数或收敛标准后,输出全局最优解。

## 2 基于风速修正与残差建模的风电功率 预测

基于 NWP 风速修正与 VMD-DBO-DELM 残差 建模的风电功率预测模型技术路线如图 2 所示,运 行步骤如下。

1)利用美国国家环境预报中心(national centers for environmental prediction, NCEP)数据库与最先进 的中尺度数值天气预报系统(weather research and forecast, WRF)模式,以获取位于东北某沿海城市的 测风塔处同时段的 NWP(风速、风向)数据。

2)测风塔修正天气预报。测风塔位置的风速、 风向预测结果的准确性将是影响风功率预测精度 的重要因素,利用测风塔位置历史风能资源观测数 据对测风塔位置的预测风数据进行修正,具有重要 的现实意义。首先,利用卡尔曼滤波法对测风塔位 置历史风能资源观测数据进行平滑修正。然后,依 据[0°,180°)与[180°,360°)两个扇区,获得 NWP(风 速、风向)两组数据与测风塔观测的风速与风向数 据,并采用一元线性回归法求取回归模型。最后, 将回归后测风塔处 NWP(风速)数据作为自变量, 平滑后的测风塔观测风速数据作为因变量,采用 GA-BP算法进行训练,得到修正测风数据。

3)考虑复杂地形环境对风电场输出功率预测的 影响,引入该风场地理经纬度坐标的高程图、带驱动 盘 Jensen 流场的尾流模型以及标准的 *k* - ε 湍流模 型,通过测风塔处风机轮毂高度的修正风速与 CFD 模型进行风场降尺度模拟,得到各风机点位的轮毂 高度风速。

4)利用步骤 3)得到各风机轮毂处位置风速与风 力发电机功率曲线,将风速数据代入功率曲线进行 映射计算,获得风场输出风电功率的物理预测结果。 针对风机功率曲线的精确提取问题,首先,利用风速 转换模型将各风机机舱风速变更为风机轮廓处的来 流风速;然后,利用 VCPQ 对经风速转换后的风场 SCADA 数据进行异常清洗;最后,采用 RF 回归模型 对经过异常清洗后得到的正常风电数据进行拟合, 以获得精准的风机功率曲线。

5)为提升风电物理预测的精度,采用多种预测 模型对步骤4)获得的风场输出功率物理预测结果与 真实值之间的残差进行训练预测,对风电物理预测 结果进行修正。



图 2 工作流程图 Fig.2 Workfiow diagram

## 3 评价指标

采用 2019 年国家能源局发布的 NB/T 10205— 2019《风电功率预测技术规定》作为依据。预测时 间长度为 24 h,时间间隔为 15 min。设 $\hat{y} = \{\hat{y}_1, \hat{y}_2, \dots, \hat{y}_M\}$ 为预测值,  $y = \{y_1, y_2, \dots, y_M\}$ 为真实 数值。

标准绝对平均误差(normal mean absolute error, NMAE)<sup>[25]</sup>为

$$E_{\rm NMAE} = \frac{1}{P_{\rm cap}} M \sum_{m=1}^{M} |\hat{y}_m - y_m| \times 100\%$$
(33)

式中: $y_m$ 为第m个样本实际值; $\hat{y}_m$ 为样本预测值; $P_{cap}$ 为额定容量;M为预测样本数量。

标准均方根误差(normal root mean square error, NRMSE)为

$$E_{\text{NRMSE}} = \frac{1}{P_{\text{cap}}} \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{m=1}^{M} (\hat{y}_m - y_m)^2} \times 100\% \quad (34)$$

均方根误差(root mean square error, RMSE)为

$$E_{\rm RMSE} = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{m=1}^{M} (\hat{y}_m - y_m)}$$
(35)

风电功率预测准确度为

$$R_{\rm ac} = \left(1 - \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{m=1}^{M} \left(\frac{\hat{y}_m - y_m}{P_{\rm cap}}\right)^2}\right) \times 100\% \quad (36)$$

## 4 算例分析

### 4.1 数据源及风机参数

数据源于东北沿海地区某风场,装机容量为 15 MW,于2021年10月成功并网。该电厂配备了5台 Envision Energy风力发电机组,每台机组容量为3 MW, 并设有一座风测塔。利用每台风力发电机的 SCADA 系统采集风场输出总功率时间序列数据,采集时间间 隔为1 min。风电机组参数如表1 所示。预报时间段 选定为1月30日,时长为24 h,分辨率为15 min。

表 1 风电机组参数 Table 1 Wind turbine parameters

参数	数值	
切入风速/(m/s)	3	
切出风速/(m/s)	20	
发电机额定功率/MW	3	
塔筒轮毂高度/m	110	
桨叶长度/m	78	
桨叶扫风直径/m	156	
叶轮额定转速/(r/min)	1 680	

#### 4.2 基于VCPQ-RF的功率曲线建模

实例分析采用 2022 年 1 月采集的数据,通过 VCPQ 对 44 640 条数据中的异常值进行清洗过滤, 得到清洗结果如图 3 所示,可以将异常数据高效排 除。为验证 VCPQ-RF 的功率曲线建模的有效性,分 别利用孤立森林(Isolation forest, LOF)和密度聚类 (density-based spatial clustering of applications with noise, DESCAN)方法清洗,最后利用 RF 和 K 近邻 (k-nearest neighbor, KNN)两种拟合方法对上述三种 方法所得清洗结果进行拟合,结果分别如图4和图5 所示。采用近邻法则进行填充,最后将处理后的数 据转换为2976条、时间分辨率为15min的风电功 率时间序列数据集如图6所示。



图3 风机1方差变点分位数法清洗结果

Fig.3 Cleaning results of VCPQ for wind turbine 1



图4 方差变点分位数法拟合功率曲线 Fig.4 VCPQ method fitting power curve



图 5 LOF与 DESCAN 清洗方法拟合功率曲线 Fig.5 Fitting power curve of LOF and DESCAN



表 2 列出了 6 种清洗拟合组合功率曲线建模方 法得出的指标结果,从表 2 可以看出 VCPQ-RF 组合 方法的均方根误差最小,拟合度最高,与其他 5 种方 法相比效果最优。因此,下文采用 VCPQ-RF 方法提 取机组功率曲线。

表 2 功率曲线建模结果 Table 2 Power curve modeling results

		-	
清洗方法	拟合方法	$E_{\rm RMSE}/{\rm kW}$	拟合度
VCPQ	$\mathbf{RF}$	34.429	0.999
VCPQ	KNN	37.976	0.998
LOF	KNN	40.752	0.998
DESCAN	RF	40.831	0.998
LOF	RF	41.082	0.998
DESCAN	KNN	44.425	0.998

#### 4.3 测风塔修正天气预报建模

模拟水平网格数(分辨率)为124 km×124 km。 模拟时间为北京时间2022-01-25T08:00:00-2022-01-30T23:45:00,形成步长15 min、共544个点的时 间序列,空间分辨率为0.25°×0.25°。在数值模式模拟 气象操作过程中,因模式分辨率缺乏等原因,网格内 部产生的物理流程无法完整描述,需要辐射层、边界 层、微物理等物理流程指标化来完善模拟结果。所采 用的WRF参数化方案为:微物理过程采用Lin方案; 长波辐射采用RRTM策略;短波辐射采用Dudhia 计 划;陆面部分采用Noah模拟方法;积云指标化计划采 用Kain-Fritsch方案(第二层、第三层嵌套关闭积云 指数化方法);边界层采用YSU(Yonsei University)方 案。图 7 为 2022 年 1 月 30 日模拟时间间隔为 12 h 的 08:00 和 20:00 的风速与风向图谱(风场 120 m 处)。GA-BP方法的参数如表 3 所示。



± 0	
<del>.</del>	
AX U	

Table 3 Calculation parameters of GA-BP model

参数	数值
输入层维度	4
隐藏层维度	5
输出层维度	1
迭代次数	45
种群规模	15
交叉概率选择	0.3
变异概率选择	0.8

1月30日的风速修正结果如图8所示,可以看

出修正风速与测风塔观测风速的变化趋势基本一致,存在着较强相关性。从表4中误差统计指标可以看出,与LR-DBO-BP方法相比,LR-GA-BP方法的两项指标的预测精度有所提升。因此,LR-GA-BP组合方法有效修正了NWP(风速)预测误差,为提升风电功率预测精度提供了有效支撑。



图 6 阿亚风压马刚风塔戏刚风压对比 Fig.8 Comparison between the corrected wind speeds and

the wind speed observed by the anemometer tower

表 4 NWP(风速)数据功率预测误差统计比较 Table 4 Statistical comparison of NWP(wind speed) data power prediction errors

en el el presente el composition de la composi			
预测方法	$E_{\rm NMAE}$ /%	$E_{\rm NRMSE}/\%$	
LR-GA-BP修正风速	12.387	14.365	
LR-DBO-BP修正风速	13.179	18.148	
天气预报风速	22.635	27.953	

#### 4.4 基于CFD风电功率预测建模

利用商业软件 Windsim 设立 CFD 模型,模拟风 电场流体分布,运用嵌套方法解析。所建立各机组 与测风塔运行监控如图9所示,包括该风场的测风 塔及附近编号为1、2、3、4和5的五台机组。

将 4.2 节中采用 VCPQ-RF 方法得到的功率曲 线、4.3 节中测风塔修正天气预报数据、风场所处的 地理高程图文件、各机组坐标及测风塔坐标作为输 入。计算中设定部分参数如表 5 所示。计算得到的 风电场二维数字地形如图 10 所示,二维数字地形粗 糙度如图 11 所示。计算过程中的平均尾流损失与 湍流强度结果如图 12—图 13 所示。

表5 风电场物理模型计算参数		
Table 5 Calculation parameters of wind farm model		
参数	取值	
边界层高度/m	500	
空气密度/(kg/m <sup>3</sup> )	1.225	
网格数	100 000	
湍流	<i>k - ε</i> 模型	
尾流	Jensen模型	



图 9 各机组与测风塔运行监控 Fig.9 Operation monitoring of each wind turbine unit and wind measurement tower



图 10 二维数字地形 Fig.10 2D digital terrain



图 11 二维数字地形粗糙度 Fig.11 Roughness of 2D digital terrain model



图 12 二维平均风速尾流损失 Fig.12 Two dimensional mean wind speed wake loss



Fig.13 Turbulence intensity

分别利用经过测风塔修正的 NWP(风速)数据 和未经测风塔数据修正的 NWP(风速)数据进行功 率预测。图 14 为 1 月 30 日风电功率预测结果对比, 可以看出经过测风塔修正的 NWP(风速)数据修正 了预测风速的一部分系统性偏差,与未修正的预测 结果相比,捕捉到了大部分波动细节。表6统计了 两种情况下功率预测误差的 3 种指标及尾流损失, 发现经过测风塔修正的 NWP(风速)功率预测效果 有了一定改进。

## 4.5 基于风速修正与残差建模预测分析

为进一步提升基于测风塔修正 NWP(风速)的 风电功率预测精度,对真实值与预测值之间的残差 进行修正。计算得到的 1 月 25 日至 1 月 30 日的时 间分辨率为 15 min 的预测风电功率残差数据集如图 15 所示。采用 VMD-DBO-DELM 修正模型进行训练 建模。其中,1月25日至1月29日的448个残差值 为训练集,1月30日的96个残差值为验证集。对预 测风电功率残差数据集进行VMD,具体计算参数如 表7所示。



图 14 风电功率预测结果对比

Fig.14 Comparison of wind power prediction results

## 表6 NWP(风速)数据功率预测误差统计比较 Table 6 Statistical comparison of NWP data power

pred	iction	errors

预测方法	尾流损失/%	$E_{\rm NMAE}/\%$	$E_{\rm NRMSE}$ /%	$R_{ m ac}/\%$
未经修正	12.85	11.700	17.672	82.328
经过修正	32.62	10.886	16.967	83.033

	表7	VMD方法计算参数
Table 7 VI	/D me	thod for calculating parameter

参数	数值
带宽限制参数	50
分解模态数	6
初始频率估计	1
控制误差常量	1e-7

图 15 为预测值与真实值的残差结果,可以看 出残差值波动较剧烈,规律性较差,这为残差预测 增加了难度。因此采用 VMD 方法对该信号进行 分解,找到各中心频率在频域中所对应的有效成 分,获得对应不同频率的信号特征量,力求降低预 测的复杂度,提升残差的总体预测精度。残差值(544个点)经过 VMD 得到不同频率各模态信号,将每种模态特征信号分别输入构建的 DBO-DELM 模型中训练。其中,配置的重要参数如表 8-表 9 所示。



图 15 预测值与真实值的残差结果

Fig.15 Residual results between predicted and true values

	表8	DBO计算参数
Table 8	DBO	calculation parameters

参数	数值
种群个数	20
迭代次数	100
滚球蜣螂比例/%	20
产卵蜣螂比例/%	40
小蜣螂比例/%	20
偷窃蜣螂比例/%	20

#### 表9 DELM计算参数

Table 9	DELM	calculation	parameters
---------	------	-------------	------------

参数	数值
输入层维度	3
隐藏层维度	2
输出层维度	1
激活函数	sin

通过构建的残差预测模型得到的预测结果如图 16 所示。从图 16 中可以看出,与其他方法相比,基于 VMD-DBO-DELM 模型的残差修正值更接近于残差真实值。将图 14 中基于测风塔修正的 NWP(风速)风电功率预测结果与图 16 的残差预测结果相减,可得到 5 种基于测风塔与残差修正的 NWP(风速)风电功率预测结果,如图 17—图 18 所示。从图 17 中可以发现基于 VMD-DBO-DELM 修正模型的预测曲线与实际值曲线更接近。





Fig.16 Comparison of results based on multiple residual correction models







图 10 考虑残差修正的多种功率顶侧方法结束对比2 Fig.18 Comparison 2 of the results of multiple power prediction methods considering residual correction

五种模型的预测结果如表 10 所示,基于 VMD-DBO-DELM 残差修正模型的  $E_{\text{NMAE}}$  和  $E_{\text{NRMSE}}$  最小, $R_{\text{ac}}$  为 98.844%,显著优于 DELM 模型。原因在于利用 DBO 优化算法的局部搜索和全局搜索相结合的策 略,具有避免陷入局部最优的优势,从而优化 DELM 神经网络预测模型;而采用 VMD 方法可以降低复杂 度高和非线性强的时间序列的非平稳性。因此通过 DBO-DELM 模型,对基于 VMD 获得的本征模态分 量(intrinsic mode function, IMF)分别预测和重构,可 有效提升预测精度。

从表 10 中可以发现,相比于集合经验模态分 解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)-DBO - DELM 和 经 验 模 态 分 解 (empirical mode decomposition, EMD) - DBO-DELM, 采用 VMD-DBO-DELM 模型预测准确度分别提升了 2.195 个 百分点、3.495个百分点。由于 EMD 和 EEMD 利用 信号的极大值和极小值来计算包络面,而信号的极 值受到噪声干扰,还存在端点效应的问题,即在信 号的端点处没有前后帧的信息,求得的包络面不准 确,致使后期分解得到不准确的 IMF。与 EMD 及 EEMD 原理不同,VMD 利用迭代搜索变分模型最优 解来确定每个分解的分量中心频率及带宽,属于完 全非递归模型。VMD通过控制带宽来避免模态混 叠现象,具有较好抗噪能力。在对 IMF 求解过程 中,VMD 通过镜像延拓的方式避免了类似 EMD 和 EEMD 中出现的端点效应。因此,通过 VMD-DBO- DELM 残差预测来修正基于测风塔修正的 NWP(风速)风电功率预测结果,使预测准确度从 83.033% 提升至 98.844%,对风电功率预测结果有了较大改进。

## 表 10 测风塔与残差修正的 NWP (风速) 风电功率 预测误差统计比较

Table 10 Statistical comparison of NWP (wind speed) wind power prediction errors based on wind measurement towers and residual correction

预测方法	$E_{\rm NMAE}$ /%	$E_{\rm NRMSE}$ /%	$R_{\rm ac}/\%$
VMD-DBO-DELM	0.790	1.156	98.844
EEMD-DBO-DELM	1.912	3.351	96.649
EMD-DBO-DELM	2.937	4.651	95.349
DBO-DELM	4.765	7.351	92.649
DELM	4.966	7.418	92.582

## 5 结论

文中创新性地将数值天气预报数据与测风塔数据相结合,考虑尾流、湍流及地形等因素的影响,提出基于测风塔修正天气预报与基于 VMD-DBO-DELM 残差修正模型的风电功率预测方法。该方法适应性强,抗噪能力强,通过东北某风场实际运行算例得出以下结论:

1)针对风电功率曲线建模,提出基于 VCPQ-RF 方法,采用风电机组 SCADA 监测数据算例验证。仿 真结果表明所提 VCPQ-RF 方法得到均方根误差最 小、拟合度最高的风电功率曲线,为风电功率预测提 供理论基础。

2)利用 CFD 实现风电功率预测建模,采用标准 k - ε 湍流模型及驱动盘 Jensen 尾流模型。通过对 NWP(风速)未经测风塔修正和 NWP(风速)经过测 风塔修正的风电功率预测结果进行对比,证明经过 修正的 NWP(风速)功率预测精度显著提升。

3)针对提升基于测风塔修正 NWP(风速)的风 电功率预测精度,提出了基于 VMD-DBO-DELM 残 差预测模型,与其他残差预测模型相比,显著提升了 经过测风塔修正的 NWP(风速)的风电功率预测精 度,为风电场缺乏相关数据情况下的风电功率预测 方法提供了重要理论支撑。

## 参考文献

- KO M S, LEE K, KIM J K, et al. Deep concatenated residual network with bidirectional LSTM for one-hour-ahead wind power forecasting[J].IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2021, 12 (2):1321-1335.
- [2] REZAIE H, CHUNG C Y, KHORRAMDEL B. Wind power prediction interval based on predictive density estimation within a new hybrid structure [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2022, 18(12):8563-8575.
- [3] KHORRAMDEL B, CHUNG C Y, SAFARI N, et al. A fuzzy adaptive probabilistic wind power prediction framework using diffusion kernel density estimators[J].IEEE Transactions on Power Systems, 2018, 33(6):7109-7121.
- [4] WANG J J, LI Y N.Multi-step ahead wind speed prediction based on optimal feature extraction, long short term memory neural network and error correction strategy [J]. Applied Energy, 2018, 230:429-443.
- [5] ZHANG H, YAN J, LIU Y Q, et al. Multi-source and temporal attention network for probabilistic wind power prediction [J].IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2021, 12(4):2205-2218.
- YU Y X, HAN X S, YANG M, et al. Probabilistic prediction of regional wind power based on spatiotemporal quantile regression
   [J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2020, 56 (6) : 6117-6127.
- [7] 赵永宁,李卓,叶林,等.基于时空相关性的风电功率超短期自适应预测方法[J].电力系统保护与控制,2023,51(6):94-105.
   ZHAO Yongning, LI Zhuo, YE Lin, et al. A very short term adaptive wind power forecasting method based on spatio-temporal correlation[J].Power System Protection and Control,2023,51(6): 94-105.
- [8] 李丹,方泽仁,缪书唯,等.考虑训练样本分布不均衡的超短期风电功率概率预测[J].电网技术,2024,48(3):1133-1147.
   LI Dan, FANG Zeren, MIAO Shuwei, et al. Probability prediction of ultra-short-term wind power considering unbalanced distribution of training samples [J]. Power System Technology, 2024, 48(3): 1133-1147.
- [9] HU C J, ZHAO Y, JIANG H, et al. Prediction of ultra-short-term wind power based on CEEMDAN-LSTM-TCN[J].Energy Reports, 2022,8:483-492.
- [10] XUE J K, SHEN B. Dung beetle optimizer: a new meta-heuristic algorithm for global optimization [J]. The Journal of Supercomputing, 2023, 79(7): 7305-7336.
- [11] XU K K, YANG H D, ZHU C J, et al. Deep extreme learning machines based two-phase spatiotemporal modeling for distributed parameter systems [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2023, 19(3):2919–2929.
- [12] DAI J C, LIU D S, WEN L, et al. Research on power coefficient of

wind turbines based on SCADA data[J].Renewable Energy, 2016, 86:206-215.

[13] 赵永宁,叶林,朱倩雯.风电场弃风异常数据簇的特征及处理方法[J].电力系统自动化,2014,38(21):39-46.
 ZHAO Yongning, YE Lin, ZHU Qianwen. Characteristics and processing method of abnormal data clusters caused by wind

curtailments in wind farms [J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(21): 39-46.

- [14] YE X, LU Z X, QIAO Y, et al. Identification and correction of outliers in wind farm time series power data[J].IEEE Transactions on Power Systems, 2016, 31(6):4197-4205.
- [15] BAI J S, PERRON P. Computation and analysis of multiple structural change models [J]. Journal of Applied Econometrics, 2003,18(1):1-22.
- [16] DE GREGORIO A, IACUS S M. Least squares volatility change point estimation for partially observed diffusion processes [J]. Communications in Statistics - Theory and Methods, 2008, 37 (15):2342-2357.
- [17] 郜亚东,李冠,赵立峰,等.一种四分位数法优化的GM(1,1)模型在高危边坡监测中应用研究[J].城市勘测,2023(3): 171-175.

GAO Yadong, LI Guan, ZHAO Lifeng, et al. Application of GM(1, 1)model optimized by quartile method in high risk slope monitoring[J]. Urban Geotechnical Investigation & Surveying, 2023 (3) : 171–175.

[18] 李蔚,吴恺逾,陈坚红,等.基于非线性自回归神经网络和随机 森林算法的核电汽轮机组出力优化[J].中国电机工程学报, 2021,41(2):409-415.

LI Wei, WU Kaiyu, CHEN Jianhong, et al. Output optimization of nuclear power steam turbine based on nonlinear autoregressive neural network and random forest algorithm [J].Proceedings of the CSEE, 2021, 41(2):409-415.

[19] CRASTO G, GRAVDAHL A R.CFD wake modeling using a porous

disc [EB / OL]. https://www. researchgate. net / publication / 237755001\_CFD\_wake\_modeling\_using\_a\_porous\_disc.pdf.

- [20] SIMISIROGLOU N, POLATIDIS H, IVANELL S.Wind farm power production assessment: introduction of a new actuator disc method and comparison with existing models in the context of a case study [J].Applied Sciences, 2019,9(3):431.[LinkOut]
- [21] 张萍,刘洪威,张国峰,等.基于改进的Jensen模型尾流数值模 拟研究[J].太阳能学报,2023,44(6):509-513.
  ZHANG Ping,LIU Hongwei,ZHANG Guofeng, et al.Study on wake numerical simulation based on improved Jensen model [J]. Acta Energiae Solaris Sinica,2023,44(6):509-513.
- [22] YAKHOT V, ORSZAG S A, THANGAM S, et al. Development of turbulence models for shear flows by a double expansion technique [J].Physics of Fluids A:Fluid Dynamics, 1992, 4(7):1510-1520.
- [23] DRAGOMIRETSKIY K,ZOSSO D.Variational mode decomposition [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62 (3) : 531-544.
- [24] BAI L B, AN Y Q, SUN Y C. Measurement of project portfolio benefits with a GA-BP neural network group [J]. IEEE Transactions on Engineering Management, 2023, 71:4737-4749.
- [25] 徐曼,乔颖,鲁宗相.短期风电功率预测误差综合评价方法[J].
   电力系统自动化,2011,35(12):20-26.
   XU Man, QIAO Ying, LU Zongxiang. A comprehensive error
  - evaluation method for short term wind power prediction [J]. Automation of Electric Power Systems, 2011, 35(12): 20-26.

收稿日期:2024-06-05 修回日期:2024-08-10

作者简介:

屈伯阳(1991),通信作者(1255046328@qq.com),男,博士在读, 主要研究方向为新能源电力系统优化运行;

付立思(1964),男,博士,教授,主要研究方向为新能源电力系统 优化运行。

(责任编辑 车永强)

DOI: 10.20097/j.cnki.issn1007-9904.2025.02.005

# 考虑涉网一次调频考核要求面向风储联合系统收益优化的 储能容量配置

杨1\*,唐培全1,张文奎1,王福晶2,王俊杰2 T

(1.华能山东发电有限公司滨州公司,山东 滨州 256800;2.华能山东发电有限公司,山东 济南 250014)

摘要:针对风电场储能配置的经济优化问题,考虑风储联合系统涉网标准中的一次调频考核与补偿机制,提出计及涉网 考核要求的风储联合系统收益最大化的储能配置双层优化模型。应用典型周内的风电功率数据,上层基于长时间尺度 (日前)风电并网分时电价,以电价驱动下储能套利最大为目标,给出储能最佳荷电状态(state of charge, SOC)计划;下层基 于上层模型确定的SOC计划,针对短时间尺度(日内)风电功率波动特性,考虑涉网要求下的一次调频补偿与考核机制, 建立风电场储能动作收益最大化模型,优化储能充放电策略。采用遗传算法生成储能配置容量种群,调用构建的双层优 化模型,进行种群的选择-交叉-变异迭代,综合考虑不同类型储能特性,确定风储联合系统净收益最大下的储能配置容 量。算例分析表明,针对不同年利用小时数的应用场景,风电场通过配置锂离子电池储能系统开展一次调频辅助服务具 有良好的收益性,所提出的风电场储能容量优化配置方法可有效提升风储联合系统的经济效益。

关键词:风储联合系统;涉网考核;储能配置;一次调频;收益优化 文献标志码:A

中图分类号:TM614

文章编号:1007-9904(2025)02-0046-09

## **Optimal Allocation of Energy Storage for Profit Optimization in** Wind-storage Systems Considering Primary Frequency Regulation **Examinations**

DING Yang<sup>1\*</sup>, TANG Peiquan<sup>1</sup>, ZHANG Wenkui<sup>1</sup>, WANG Fujing<sup>2</sup>, WANG Junjie<sup>2</sup> (1.Huaneng Shandong Power Generation Co., Ltd., Binzhou Company, Binzhou 256800, China; 2. Huaneng Shandong Power Generation Co., Ltd., Jinan 250014, China)

Abstract: The economic optimization problem of energy storage allocation for wind farms is addressed by considering the primary frequency regulation assessment and compensation mechanism within the grid-connected standards for wind-storage hybrid systems. A bi-level optimization model for maximizing the profits of the wind-storage hybrid system, which considers the grid-connected assessment requirements, is proposed. Using typical weekly wind power data, the upper-level model, based on a long-term time scale, aims to maximize energy storage arbitrage driven by time-of-use electricity prices and determines the optimal State of Charge (SOC) plan. The lower-level model, based on the SOC plan determined by the upper-level model, targets the short-term wind power fluctuation characteristics and considers the primary frequency regulation compensation and assessment mechanism to establish a model for maximizing the profits from energy storage actions in the wind farm. The genetic algorithm is used to generate a population of energy storage capacity configurations, and the constructed bi-level optimization model is called to perform selection, crossover, and mutation iterations on the population. By comprehensively considering the characteristics of different types of energy storage, the energy storage capacity configuration that maximizes the net profit of the wind-storage hybrid system is determined. The case analysis shows that for the application scenarios of different annual utilization hours, the wind farm has good profitability by configuring the lithium-ion battery energy storage system to carry out a frequency modulation auxiliary service. The proposed method of optimal allocation of wind farm energy storage capacity can effectively improve the economic benefits of the combined wind storage system.

Keywords: combined wind storage system; grid compliance assessment; energy storage allocation; primary frequency regulation; revenue optimization

基金项目:华能集团总部科技项目"风电场发电潜力评估与调控灵活性提升研究"(HNKJ21-HF161)。

Huaneng Group Headquarters Science and Technology Project "Research on Wind Farm Power Generation Potential Evaluation and Regulation Flexibility Improvement" (HNKJ21-HF161).

## 0 引言

在"双碳"目标驱动下,我国能源结构不断向绿 色低碳方向转变,形成以新能源为主导的新型电力系 统。截至2023年底,风电装机容量为44134万kW, 占全国发电总装机容量的15.11%。风电装机新增 7590万kW,创历史新高<sup>[1]</sup>。随着新能源机组装机 容量大幅度增加以及传统同步电源的退出,电网功 率波动更为频繁剧烈,频率双向越限问题日益突出, 电网调频能力亟须挖掘补充<sup>[2-3]</sup>。从风电场站作为 核心单元进行功率波动抑制,增强其响应电网频率 控制需求的能力,是当前需求解决的重要问题<sup>[4]</sup>。

风电场可通过弃风限电的方式,减少频率越上 限风险,但降低了风电场的发电量,有损经济效益, 同时亦无法响应频率上调需求。目前,储能技术迅 速发展,风电场配备储能可通过储能充放电策略减 少功率波动,提供风电场频率响应控制能力,考虑储 能配置的成本,研究风电场的储能优化配置以提高 其电网响应能力和经济收益具有重要价值[5-6]。文 献[7]针对减少风电场备用容量和并网通道建设容 量实现收益优化,考虑储能全生命周期成本,提出了 风电场的储能优化配置模型。文献[8]构建以储能 全寿命周期净收益最大为目标的储能配置模型,以 提升风功率波动平抑效果,并采用哈里斯鹰优化算 法方法进行求解。文献[9]综合考虑系统调频性能、 投资运行成本、污染物排放等,以全寿命周期净收益 最大为目标,建立含灵活性、经济性、环保性等多目 标收益的火电-飞轮储能系统容量配置模型,通过粒 子群算法进行求解。文献[10]分析了锂离子电池、 飞轮和超级电容3种主流储能技术的经济性能与技 术性能,提出了3类储能用于一次调频的配置方法, 并对成本和技术特性进行比较。

上述文献进行储能优化配置研究多集中于考虑 储能并网后全寿命周期内的投资、运营和性能提升 等综合成本和收益的优化问题,而未考虑风电场等 新能源场站涉网要求下的考核和补偿机制。在相关 新能源场站并网标准文件中<sup>[11-13]</sup>,例如《华北区域电 力并网运行管理实施细则》《山东省电力并网运行管 理实施细则》《山东省电力辅助服务管理实施细则》, 规定了风电场响应或参与一次调频时考核及补偿规 则,风电场不满足一次调频性能要求时将进行电量 考核,而满足一次调频辅助服务能力时将予以补偿。因此,风电场可通过配置储能系统,提高一次调频性能,降低风电场考核惩罚,获取补偿费用,以提升风储联合系统的整体收益。文献[14]在储能优化配置中,将储能在调频期间的电量买卖收益作为一次调频补偿费用,收益机制侧重于调频期间的电量交易,然而储能参与的调频效果难以保障,且未涉及一次调频考核费用。文献[15]考虑了储能开展一次调频辅助服务的补偿与考核费用进行储能优化配置,其考核方式按照一次调频的需求电量和实际参与一次调频的电量的差额进行惩罚,未考虑风储联合系统一次调频投运率、动作精度的考核,考核机制不够完善。现有文献未充分响应当前新能源场站并网管理实施细则,难以兼顾考核与补偿机制,面向风电场收益最大化进行储能优化配置研究。

针对风电场储能配置的经济优化问题,考虑风电 场并网管理实施细则中的一次调频考核与补偿机制, 以提升风电场整体收益为目标,研究风电场储能配置 双层优化模型。上层针对长时间尺度,基于分时电价 储能套利收益最大为目标优化给出储能荷电状态 (state of charge,SOC)计划;下层针对短时间尺度,结合 给定 SOC 计划,考虑细则中的考核和辅助服务收益, 构建风储联合系统的收益模型。最后,采用遗传算法 迭代调用所构建的双层优化模型,计及储能配置成本、 电价套利收益、辅助服务补偿和考核费用,以储能净收 益最大为目标,得到储能的最优配置类型及容量。

## 1 一次调频考核及辅助服务

#### 1.1 一次调频考核规则

根据《山东省电力并网运行管理实施细则》等并 网管理细则,当风电场并网频率波动超过所要求阈 值时,风电场应承担相应的一次调频任务,对一次调 频的投入情况和性能指标不满足要求的风电场进行 考核。具体考核规则如图1所示。





Fig.1 Examination rules of primary frequency regulation

风电场一次调频考核包括一次调频月投运率考 核、出力响应指数考核和电量贡献指数考核3个方面。

1)风电场一次调频月投运率考核。

一次调频月投运率是指实际月投运时间占风电 场月内并网时间的比例,如式(1)所示。

$$\lambda_{\rm in} = \left(\frac{t_{\rm in}}{t_{\rm all}}\right) \times 100\% \tag{1}$$

式中:λ<sub>in</sub>为一次调频月投运率;t<sub>in</sub>为风电场一次调频 月投运时间;t<sub>all</sub>为风电场当月并网时间。

月投运率考核是指对实际月投运率不合格的风 电场进行的电量惩罚,如式(2)所示。

$$Q_{\rm p,0} = 10 \left( a_0 - \lambda_{\rm in} \right) P_{\rm N} \alpha_{\rm f} \tag{2}$$

式中: $Q_{p,0}$ 为月投运率考核电量; $P_{N}$ 为风电场额定装 机容量; $a_{0}$ 为一次调频月投运率合格值; $\alpha_{f}$ 为一次调 频考核系数。

2)一次调频出力响应指数考核。

出力响应指数是指风电场实际出力调整量占理 论出力调整量的百分比,表达式为:

$$\Delta P = \frac{\Delta P_{\rm E}}{\Delta P_{\rm S}} \times 100\% \tag{3}$$

$$\Delta P_{\rm s} = -K_{\rm f} \frac{\Delta f}{f_{\rm N}} P_{\rm w} \tag{4}$$

式中: $\Delta P$  为一次调频出力响应指数; $\Delta P_{E}$  为一次调频 实际出力调整幅度; $\Delta P_{s}$  为一次调频理论出力调整幅 度; $K_{f}$  为有功调频系数; $P_{x}$  为风电场实际运行功率;  $\Delta f$  为频率变化量; $f_{x}$  为额定频率。

出力响应指数考核指对出力响应指数不合格的 风电场进行电量惩罚,如式(5)所示。

$$Q_{\rm p,1} = \sum_{m_0=1}^{n_1} P_{\rm N} \Big[ a_1 - \Delta P \big( m_0 \big) \Big] \alpha_{\rm f}$$
 (5)

式中: *Q*<sub>p.1</sub>为出力响应指数考核电量; *a*<sub>1</sub>为出力响应 指数合格指标; *n*<sub>1</sub>为出力响应指数考核次数。

3)一次调频电量贡献考核。

电量贡献率指数是指一次调频动作时段内,风 电场一次调频实际贡献电量占理论贡献电量的百分 比,如式(6)所示。

$$Q = \frac{\Delta Q_{\rm E}}{\Delta Q_{\rm S}} \times 100\% \tag{6}$$

式中:Q 为一次调频电量贡献指数; $\Delta Q_{\rm E}$  为一次调频的实际贡献电量; $\Delta Q_{\rm s}$  为一次调频的理论积分电量。

电量贡献指数考核指对电量贡献指数不合格的 风电场进行电量惩罚,如式(7)所示。

$$Q_{p,2} = \sum_{m_1=1}^{n_2} P_{\rm N} \Big[ a_2 - Q \Big( m_1 \Big) \Big] \alpha_{\rm f}$$
(7)

式中:Q<sub>p.2</sub>为电量贡献指数考核电量;a<sub>2</sub>为电量贡献 指数合格指标;n<sub>2</sub>为电量贡献指数考核次数。

#### 1.2 一次调频辅助服务规则

根据《山东省电力辅助服务管理实施细则》等辅助服务管理实施细则,结合一次调频辅助服务补偿标准,对一次调频出力响应指数达标的风电场给予补偿,其补偿规则如图2所示。



图2 一次调频补偿规则

Fig.2 Compensation rules of primary frequency regulation

一次调频补偿费用计算式建立了高于合格率的 百分量折合额定功率的线性补偿机制,以实现调频 响应性能越好,补偿费用越高的奖励机制。一次调 频补偿费用计算如式(8)所示。

$$R_{\text{Aser,f}} = \sum_{m_2=1}^{n_3} \left\{ \frac{\left(\Delta P(m_2) - a_3\right)}{100\% - a_3} \right\} P_{\text{N}} Y_{\text{fl}}$$
(8)

式中: $R_{Aserf}$ 为一次调频补偿费用; $Y_{f1}$ 为补偿标准; $n_3$ 为补偿次数; $a_3$ 为一次调频补偿合格率。

由于风电功率具有强烈的随机性、波动性和不确定性的特点,导致风电场的调节能力难以满足一次调频辅助服务要求。考虑储能系统具有响应迅速、精准控制的特点,利于改善风电场的一次调频能力。因此,风电场可通过配置储能系统,开展一次调频辅助服务。

#### 2 风电场储能容量优化配置模型

#### 2.1 风储联合系统结构

风电场配置储能构成风储联合系统,可使风电

场的效益得到优化,风电场始终按照最大功率跟踪 (maximum power point tracking, MPPT)进行发电,保 障发电电量收益,储能系统参与电价套利和一次调 频服务。风储联合系统的结构如图 3 所示。图 3 中, $P_w(k)$ 为k时刻的风电功率, $P_{ess}(k)$ 为储能k时刻 的充放电功率, $P_v(k)$ 为并网功率。



Fig.3 Structure of the combined wind storage system

为提高储能系统的适配性,保证储能系统的技术性能满足一次调频需求,同时配置成本更加经济, 对多种储能特征进行分析。根据 2023 年所发布的 《中国储能行业研究报告》相关信息<sup>[16]</sup>,在技术层面 上,锂离子电池、液流电池和超级电容响应速度快、 循环寿命长,均适用于辅助风电场进行一次调频;在 经济层面上,锂离子电池具有较大的成本优势,而超 级电容单位容量成本较高,液流电池正逐步发展,不 具有明显的经济优势。为进一步验证储能开展一次 调频的经济性能,基于锂离子电池、液流电池和超级 电容3种主流储能技术,采用所提控制策略进行一 次调频,最后对各储能的经济效益进行对比。

## 2.2 储能系统容量配置框架

综合考虑风电场并网一次调频考核要求与辅助 服务补偿,以储能净效益最大为目标,设计双层控制 的储能容量优化策略。如图4所示,上层针对长时 间尺度(日前风电功率数据时间粒度)以储能电价套 利收益最大为目标,给出储能最佳 SOC 计划;下层针 对短时间尺度(日内风电功率数据时间粒度)考虑辅 助服务补偿收益、考核罚款和电价套利收益,以储能 动作总收益最大为目标,优化储能充放电优化策略。 优化方法采用遗传算法生成储能配置容量种群,调 用构建的双层优化模型,进行种群的选择-交叉-变 异迭代,综合考虑不同类型储能特性,确定风储联合 系统净收益最大下的储能配置容量。

### 2.3 目标函数

基于分时电价,以储能套利收益最大为目标,构 建双层优化模型中长时间尺度优化目标函数。目标 函数 J<sub>1</sub>表达为

$$J_1 = \sum_{k=1}^{n_*} P_{\text{ess}}(k) C_{\text{price}}(k) \Delta T$$
(9)

式中: $C_{\text{price}}(k)$ 为k时刻的电价; $\Delta T$ 为储能每一次动作的充放电时间; $n_4$ 为长时间尺度储能动作次数对应的时刻。基于该目标函数及约束条件(具体见 2.4



Fig.4 Framework diagram of the two-layer optimization control strategy

节),得到储能最优 SOC 计划。

计及一次调频辅助服务补偿费用、考核费用和 储能充放电收益,构建储能每一次动作的收益函数 J (k),结合最优 SOC 计划,以储能每一次的动作收益 最大为目标,构建短时间尺度目标函数 J2为:

$$J_{2} = \sum_{k=1}^{n_{5}} \left( -J(k) + \mu \times \left( \frac{S_{\text{OC}}(k)}{S_{\text{OCref}}(k)} \right)^{2} \right)$$
(10)

$$J(k) = \frac{\Delta P(k) - a_3}{100\% - a_3} P_N Y_{f1} \varepsilon (\Delta P(k) - a_3) + P_{ess}(k) \Delta T C_{price}(k) + (11) \left( Q_{p,0}(k) + Q_{p,1}(k) + Q_{p,2}(k) \right) C_a$$

$$\begin{cases} Q_{p,0}(k) = 10(a_0 - \lambda_{in})P_N\alpha_f(\varepsilon(\lambda_{in} - a_0) - 1) \\ Q_{p,1}(k) = P_N(a_1 - \Delta P(k))\alpha_f(\varepsilon(\Delta P(k) - a_1) - 1)(12) \\ Q_{p,2}(k) = P_N(a_2 - Q(k))\alpha_f(\varepsilon(Q(k) - a_2) - 1) \end{cases}$$

式中:J(k)为储能每一次动作的收益函数,由3部分构成,第1部分为一次调频补偿费用,第2部分为储 能充放电收益,第3部分为一次调频考核电量惩罚 费用; $S_{oc}(k)$ 为储能在k时刻的SOC; $S_{ocref}(k)$ 为储能 k时刻的最优SOC计划; $n_s$ 为日内储能一次调频动作 次数对应的时刻; $C_a$ 为电量考核单价,500元/MWh; $\mu$ 为权重系数; $\varepsilon(\Delta P(k)-a_3)$ 为阶跃函数,当 $\Delta P(k) \ge a_3$ 时, $\varepsilon(\Delta P(k)-a_3)=1$ ,表征储能一次调频效果满足补 偿标准;当 $\Delta P(k) < a_3$ 时, $\varepsilon(\Delta P(k)-a_3)=0$ ,表征储能 调频效果未达到补偿要求; $Q_{p,0}(k)$ 为k时刻月投运率 考核电量; $Q_{p,1}(k)$ 为k时刻出力响应指数考核电量;  $Q_{p,2}(k)$ 为k时刻电量贡献指数考核电量。

#### 2.4 约束条件

针对长时间尺度和短时间尺度,所满足的约束 条件具有相同性,约束条件具体描述如下。

1)SOC 约束。

为了减小储能过度充放电对运行寿命的影响, 任意时刻的 SOC 应运行在[S<sub>0Cmin</sub>,S<sub>0Cmax</sub>]内,储能的 SOC 约束如式(13)和式(14)所示。

$$S_{\rm oc}(k) = S_{\rm oc0} + \frac{\sum_{i=1}^{k} P_{\rm ess}(i) \Delta T}{E_{\rm rate}}$$
(13)

 $S_{\text{OCmin}} \leq S_{\text{OC}}(k) \leq S_{\text{OCmax}} \tag{14}$ 

式中:S<sub>oco</sub>为储能的初始荷电状态;E<sub>rate</sub>为储能的额定 容量;S<sub>ocmax</sub>与S<sub>ocmin</sub>分别为储能SOC的上限和下限。

2)储能充放电功率约束。

储能的充放电功率应在额定功率范围内,文中 以储能放电为正,充电为负,约束如式(15)所示。

$$\left|P_{\rm ess}(k)\right| \le P_{\rm rate} \tag{15}$$

式中:Prate为储能的额定功率。

3)风电场输出功率约束。

考虑风电并网的通道容量限制,风储联合系统 总功率约束如式(16)所示。

$$P_{\rm ess}(k) + P_{\rm w}(k) \le P_{\rm wind.max} \tag{16}$$

式中:P<sub>wind.max</sub>为并网容量通道传输风电功率的最大值。

#### 2.5 模型求解

针对不同类型储能,本文采用遗传算法进行优 化求解,给出风电场的储能配置方案。双层优化模 型中,每一层的优化问题均基于 MATLAB 平台 CPLEX 优化求解器进行求解。

首先,上层优化模型基于遗传算法所给出的储能 配置方案,以储能套利收益最大为目标,求解储能最 优的 SOC 计划。其次,下层优化模型基于日前的 SOC 计划,综合考虑一次调频的补偿、考核与电量收 益,求解储能每一次的充放电功率。最后,根据储能 出力求解结果,计算一次调频补偿、考核与套利收益。

在遗传算法中,考虑上述储能收益与运行成本,构 建表征储能系统净收益的适应度函数,选择适应值大、 经济效益优越的个体作为父辈。对父辈中的每一种配 置方案,选择[0,1]中产生的随机数进行赋值,将随机 数小于交叉率的染色体作为交叉对象进行交叉。最 后,对染色体上的每一个基因,通过[0,1]进行随机赋 值,若某位基因被赋予的随机数小于变异率,则该基因 发生变异。经过染色体第1代的选择、交叉和变异,产 生第2代经济效益更优的新个体,基于新的储能配置 方案进行下一轮的迭代求解,循环往复迭代完成求解。

1)适应度函数。

遗传算法以运行周期内储能净收益最大为目标, 对储能配置进行迭代优化。基于双层优化模型,上下 层分别以储能电价套利收益、一次调频动作收益最大 为目标,求解储能运行期间总收益 *R*<sub>sun</sub>。考虑储能运 行成本,基于储能额定功率、额定容量、单位功率成本 和单位容量成本,计算储能全寿命周期总成本,通过 储能运行时间与全寿命周期的比值,对运行期间的储 能成本进行计算。综合考虑储能运行期间的成本与 效益,构建遗传算法的适应度函数J<sub>s</sub>,如式(17)所示。

$$J_{\rm g} = R_{\rm sum} - \left(C_{\rm E}E_{\rm rate} + C_{\rm P}P_{\rm rate}\right)\frac{T_{\rm ess}}{T_{\rm span}}$$
(17)

$$R_{\rm sum} = \sum_{k=1}^{n_6} \left( \frac{\Delta P(k) - a_3}{100\% - a_3} P_{\rm N} Y_{\rm f1} \varepsilon \left( \Delta P(k) - a_3 \right) + P_{\rm ess}(k) C_{\rm price}(k) \Delta T + \left( Q_{\rm p.0}(k) + Q_{\rm p.1}(k) + Q_{\rm p.2}(k) \right) C_{\rm a} \right)$$
(18)

式中: $R_{sum}$ 为储能运行期间总收益; $C_{E}$ 、 $C_{P}$ 分别为储能 的单位容量成本和单位功率成本; $T_{ess}$ 为储能的运行 时间; $T_{span}$ 为储能的寿命周期; $n_{6}$ 为运行期间T内储 能的动作次数对应的时刻。

2)解区间。

遗传算法的解区间,即储能配置的额定功率 Prate、额定容量 Erate 约束。如式(19)和式(20)所示。

$$P_{\text{rate.max}} \ge P_{\text{rate}} \ge P_{\text{rate.min}}$$
(19)

$$E_{\text{rate.max}} \ge E_{\text{rate}} \ge E_{\text{rate.min}} \tag{20}$$

式中:P<sub>rate.max</sub>、P<sub>rate.min</sub>分别为储能额定功率的最大值、最小值;E<sub>rate.max</sub>、E<sub>rate.min</sub>分别为储能额定容量的最大值、最小值。 2.6 储能成本回收期和盈利空间评估

成本回收期是指储能系统收益等于储能配置成本的时间期限,如式(21)所示。盈利空间是指储能全寿命周期内的收益与配置成本之差,如式(22)所示。

$$T_{\rm r} = \text{solve}\left(R_{\rm sum}\left(T_{\rm r}\right) = \left(C_{\rm E}E_{\rm rate} + C_{\rm P}P_{\rm rate}\right)\right)$$
(21)

$$M = R_{\rm sum} \left( T_{\rm span} \right) - \left( C_{\rm E} E_{\rm rate} + C_{\rm P} P_{\rm rate} \right)$$
(22)

式中: $T_r$ 为储能的成本回收期; solve( $\cdot$ )表示方程求 解; $R_{sum}(T_r)$ 为储能成本回收期内的总收益; $R_{sum}(T_{span})$ 为储能全寿命周期内的总收益;M为盈利空间。

## 3 算例分析

根据 2023 年《中国储能行业研究报》对调频辅助需求下不同储能技术的对比分析,锂离子电池、液流电池和超级电容具有高功率、快响应的特征,适用于一次调频辅助服务。考虑到每种储能的构建成本、运行寿命均影响储能配置的经济性,根据储能技术的发展现状<sup>[17-19]</sup>,本文设定锂离子电池、液流电池和超级电容的运行寿命分别为 12 年、20 年和 15 年,单位容量成本分别为 1 154 元/kWh、2 450 元/kWh 和 8 000 元/kWh,单位功率成本分别为 147 元/kW 、 1 500 元/kWh 和 700 元/kW。根据《山东省电力并网运行管理实施细则》规定,风电场一次调频月投运率

合格指标 a<sub>0</sub>为 100%,出力响应指数合格指标 a<sub>1</sub>为 90%,电量贡献指数合格指标 a<sub>2</sub>为 75%,一次调频补 偿合格指标 a<sub>3</sub>为 93%,月度考核电量上限为风电场 当月上网电量的 1%。本文基于某 100 MW 风电场 7 天的实际功率数据、预测功率数据、实际频率数据和 实时电价数据<sup>[20-22]</sup>,采用遗传算法,设立种群大小为 30,迭代次数为 5,交叉率为 0.8,变异率为 0.01,给出每 一种储能技术的配置方案,通过本文的控制策略,对储 能容量配置进行迭代寻优求解。在 MATLAB R2022b 平台中对储能 7 天的经济效益进行仿真分析。

#### 3.1 场景一

场景一为考虑一周内的风电功率波动如图 5 所 示,对应风电场有效利用小时数为 45 的场景,近似 风电场年利用小时数为 2 340。



基于上述风电功率数据,风电场储能系统的优 化配置结果如表1所示。

#### 表1 场景一储能配置优化结果

Table1 Energy storage configuration optimization results in scenario 1

储能类型	额定功率/MW	额定容量/MWh
锂离子电池	19.526	78.105
液流电池	19.864	158.916
超级电容	19.864	1.648

基于每一种储能系统,测算其在该一周内的经 济收益,如图6所示。





由图 6 可知,风电场配置储能系统时,储能配置 后带来经济收益显著提高。其中,配置液流电池获 益 31.397 万元,效益最好;配置超级电容收益最低, 收益为 1.926 万元;对于无储能配置情况,风电场受 到一次调频考核惩罚,损失 0.962 万元。

基于储能成本回收期和盈利空间的测算,风 电场配置储能的成本回收期和盈利空间,如表2 所示。

表 2 场景一风电场储能成本回收期和盈利空间 Table2 Energy storage cost payback period and profit margin in scenario 1

储能类型	成本回收期/年	盈利空间/万元
锂离子电池	7.548	5 484.083
液流电池	25.672	-9 261.140
超级电容	27.048	-1 206.600

由表2可知,锂离子电池可在7.548年回收成本,且全寿命净收益为5484.083万元。而液流电池 和超级电容的成本回收时间超过运行寿命,不具有 盈利性。

#### 3.2 场景二

场景二为考虑一周内的风电功率波动如图 7 所 示,对应风电场利用小时数为 57 的场景,近似风电 场年利用小时数为 2 964。



基于上述风电功率数据,储能容量配置优化结 果如表3所示。

#### 表3 场景二储能配置优化结果

Table3 Energy storage configuration optimization results in scenario 2

储能类型	额定功率/MW	额定容量/MWh
锂离子电池	19.904	79.614
液流电池	18.741	149.926
超级电容	19.194	1.593

基于每一种储能系统,测算其7天的经济收益, 如图8所示。





由图 8 可知,风电场通过配置锂离子电池和液 流电池储能系统,显著提高了风电场的经济效益,而 超级电容辅助服务补偿和套利收益较低。

针对3种储能技术的成本回收期和盈利空间进 行测算,结果如表4所示。

表4 场景二储能成本回收期和盈利空间 Table4 Energy storage cost payback period and

<i></i>		
profit	margin in	scenario 2

储能类型	成本回收期/年	盈利空间/万元
锂离子电池	9.757	2 178.422
液流电池	30.487	-13 602.300
超级电容	251.729	-2 449.670

由表4可知,锂离子电池储能在寿命周期内具有 经济效益,而液流电池、超级电容因配置成本较高,导 致成本回收期超过运行寿命,不具备盈利空间。

### 4 结论

基于辅助服务补偿与考核规则,提出一种适用 于一次调频的双层控制的储能容量优化模型,并通 过遗传算法对该模型进行寻优求解。通过两种场景 的算例分析表明:

1)相较于未配置储能的情况,风电场通过配置 液流电池和锂离子电池储能,开展一次调频辅助服 务,显著提高了风电场的补偿和套利效益。在两种场 景中,液流电池分别获益 31.397 万元、24.943 万元; 锂离子电池分别获益 23.693 万元、18.681 万元;而超 级电容收益较低,分别获益 1.926 万元、0.199 万元。

2)综合考虑储能成本和收益,对储能的成本回 收期和盈利空间进行测算。其中,锂离子电池的成 本回收期与盈利空间凸显出明显优势,而液流电池 与超级电容在全寿命周期内无法回收成本,不具有 经济性。因此,风电场可配置锂离子电池储能,开展 一次调频辅助服务,提高经济效益。

3)考虑风电场涉网要求下的考核和补偿机制, 通过配置储能系统,实现降低一次调频考核费用、提 高辅助服务补偿收益的目标,对于提高风电场的经 济效益具有重要的现实意义。后续可进一步考虑风 电场其他涉网考核要求,研究多元储能优化配置。

## 参考文献

- [1] 国家能源局.国家能源局发布 2023年全国电力工业统计数据
   [EB/OL].(2024-01-26)[2024-05-17].https://www.nea.gov.cn/2024-01/26/c\_1310762246.htm.
- [2] 周涛,向永建,杜可可,等.风机与储能参与电网调频协调控制 技术综述[J].浙江电力,2024,43(7):45-55.
   ZHOU Tao, XIANG Yongjian, DU Keke, et al. An overview of a coordinated control technique for wind turbines and energy storage participating grid frequency regulation [J]. Zhejiang Electric Power,2024,43(7):45-55.
- [3] 林恒先,侯凯元,陈磊,等.高比例风电电力系统考虑频率安全 约束的机组组合[J].电网技术,2021,45(1):1-13.
  LIN Hengxian, HOU Kaiyuan, CHEN Lei, et al. Unit commitment of power system with high proportion of wind power considering frequency safety constraints [J]. Power System Technology, 2021, 45(1):1-13.
- [4] 舒印彪,张智刚,郭剑波,等.新能源消纳关键因素分析及解决 措施研究[J].中国电机工程学报,2017,37(1):1-9.
  SHU Yinbiao, ZHANG Zhigang, GUO Jianbo, et al. Study on key factors and solution of renewable energy accommodation [J].
  Proceedings of the CSEE,2017,37(1):1-9.
- [5] 崔杨,安宁,付小标,等.面向高比例新能源电力系统调峰需求的储能容量配置方法综述[J].东北电力大学学报,2023,43 (1):1-8.

CUI Yang, AN Ning, FU Xiaobiao, et al.Overview of energy storage capacity allocation methods for high-proportion new energy power system peak shaving demand [J]. Journal of Northeast Electric Power University, 2023, 43(1):1-8.

- [6] 郝晓强,刘文字.电池储能系统支撑电力系统频率调控策略研究[J].东北电力大学学报,2023,43(5):38-42.
   HAO Xiaoqiang, LIU Wenyu. Research on frequency regulation strategy of battery energy storage system supporting power system[J].
   Journal of Northeast Electric Power University,2023,43(5):38-42.
- [7] 张晴,李欣然,杨明,等.净效益最大的平抑风电功率波动的混 合储能容量配置方法[J].电工技术学报,2016,31(14):40-48. ZHANG Qing, LI Xinran, YANG Ming, et al. Capacity determination of hybrid energy storage system for smoothing wind power fluctuations with maximum net benefit [J]. Transactions of China Electrotechnical Society,2016,31(14):40-48.
- [8] 毛志宇,李培强,马德鑫,等.基于风功率波动平抑的复合储能两次功率分配容量配置方法研究[J].电网技术,2023,47(10):4111-4123.
   MAO Zhiyu,LI Peiqiang,MA Dexin, et al.Double power allocation of capacity configuration of compound energy storage based on

of capacity configuration of compound energy storage based on wind power smoothing [J]. Power System Technology, 2023, 47 (10):4111-4123.

[9] 陈彪,王玮,高嵩,等.计及灵活经济环保运行的火电-飞轮储能 系统容量配置与调频参数协同优化[J].动力工程学报,2024, 44(3):376-384.

CHEN Biao, WANG Wei, GAO Song, et al. Co-optimization of capacity allocation and frequency control parameters for thermal power – flywheel energy storage system considering flexible, economical and environment friendly operation [J]. Journal of Chinese Society of Power Engineering, 2024, 44(3): 376–384.

[10] 李鲁阳,陈龙翔,陈磊,等.用于新能源一次调频的储能经济配置研究[J/OL].中国电力:1-12.[2024-06-01].https://kns.cnki.net/kcms2/article/abstract?v=rsECNtSP7ILBBWD7Gm0rvu3SZJxREWfqHbhqFKB-DAbTjlhg8v4PjwR6s6tj5F0MP7XaFL0 knp-ElsiSpuUu13KTkma4agLxS5FqcntjA7Yq7okPar5p2HDG0UjY8G1-VRdSe4Afcbm7moPbNZV5Xj1H-sfSViKqXkXHqiD4roJx7ERmyKU0dXYb15C8uGVnlZAmKreYZ-rk1FsO5X6N\_7ZPwYQRCLjoHY1tPqvAvc=&uniplatform=NZKPT&language=CHS.

LI Luyang, CHEN Longxiang, Chen Lei, et al. Research on economic configuration of energy storage for assisting new energy in primary frequency regulation [J/OL]. Electric Power: 1–12. [2024–06–01]. https://kns.cnki.net/kcms2/article/abstract?v= rsECNtSP7ILBBWD7Gm0rvu3SZJxREWfqHbhqFKB–DAbTjlhg8 v4PjwR6s6tj5F0MP7XaFL0knp – ElsiSpuUu13KTkma4agLxS5Fqc ntjA7Yq7okPar5p2HDG0UjY8Gl–VRdSc4Afcbm7moPbNZV5Xj1 H–sfSViKqXkXHqiD4roJx7ERmyKU0dXYb15C8uGVnlZAmKreY Z–rk1FsO5X6N\_7ZPwYQRCLjoHY1tPqvAvc= &uniplatform=NZK PT& language=CHS.

- [11] 国家能源局华北监管局.华北能源监管局关于征求《华北区域 电力并网运行管理实施细则》《华北区域电力辅助服务管理实 施细则》(征求意见稿)意见的通知[EB/OL].(2022-07-01) [2024-06-01].https://hbj.nea.gov.cn/xxgk/fdzdgknr/scxxgk/ 202311/t20231105\_195986.html.
- [12] 国家能源局山东监管办公室.关于印发《山东省电力并网运行管理实施细则》、《山东省电力辅助服务管理实施细则》的通知 [EB/OL].(2023-07-11)[2024-06-01].https://sdb.nea.gov.cn/ dtyw/tzgg/202309/t20230919\_110474.html.
- [13] 国家能源局山东监管办公室.山东能源监管办关于《山东电力 辅助服务市场运营规则(试行)(2021年修订版)(征求意见稿)》 公开征求意见的公告[EB/OL].(2021-09-03)[2024-06-01]. https://sdb.nea.gov.cn/dtyw/tzgg/202309/t20230919\_110459.html.

[14] 蔡婷婷,薛文东.基于 VMD 的电力系统一次调频混合储能系统容量优化研究[J].东北电力大学学报,2024,44(1):61-71.
 CAI Tingting, XUE Wendong. Optimal configuration of hybrid energy storage system for primary frequency regulation based on VMD[J].Journal of Northeast Electric Power University, 2024,44 (1):61-71.

 [15] 洪烽,贾欣怡,梁璐,等.面向风电场频率支撑的混合储能层次 化容量优化配置[J/OL].中国电机工程学报:1-12.[2024-06-01]. https://kns. cnki. net / kcms2 / article / abstract? v= rsECNtSP7IIV89WSF4FxTflUsCnJEOWQFApjEFOq02U1mXS0ap QmeJb35PqUdjWIK1jGFjQaviiQ0kLjH\_P6OHBobGBmyHob9Ozy ONENsGtmnbjaa\_pyJ0GayknGgnUwP6ZApuVDX1NQa17v5Dhmp D4ZGxpbW4sUPQdFRT4VuefubVHSv1qR1FMO9YaBZ8tN&unipl atform=NZKPT&language=CHS.

HONG Feng, JIA Xinyi, LIANG Lu, et al. Hierarchical capacity optimization configuration of hybrid energy storage for wind farm frequency support [J/OL].Proceedings of the CSEE: 1–12.[2024– 06–01]. https://kns. cnki. net / kcms2 / article / abstract? v= rsECNtSP7IIV89WSF4FxTflUsCnJEOWQFApjEFOq02U1mXS0ap QmeJb35PqUdjWIK1jGFjQaviiQ0kLjH\_P6OHBobGBmyHob9Ozy ONENsGtmnbjaa\_pyJ0GayknGgnUwP6ZApuVDX1NQa17v5Dhmp D4ZGxpbW4sUPQdFRT4VuefubVHSv1qR1FMO9YaBZ8tN&unipl atform=NZKPT&language=CHS.

- [16] 艾瑞咨询.中国储能行业研究报[EB/OL].(2023-07-24)[2024-06-03].https://runwise.oss-accelerate.aliyuncs.com/.
- [17] 北极星储能网.储能电池[EB/OL].(2023-07-04)[2024-06-02].https://chuneng.bjx.com.cn/cndc/.
- [18] 中关村储能产业技术联盟.双碳背景下发电侧储能综合价值评 估及政策研究[EB/OL].(2023-08-01)[2024-06-12].http:// www.nrdc.cn/Public/uploads/2023-08-01/64c8b6183b406.pdf.
- [19] 李建林,马会萌,惠东.储能技术融合分布式可再生能源的现状 及发展趋势[J].电工技术学报,2016,31(14):1-10.
   LI Jianlin, MA Huimeng, HUI Dong. Present development condition and trends of energy storage technology in the integration of distributed renewable energy [J]. Transactions of China Electrotechnical Society,2016,31(14):1-10.
- [20] 山东电力交易中心.信息披露[EB/OL].(2023-07-04)[2024-06-01].https://pmos.sd.sgcc.com.cn/.
- [21] ELIA Group.Open Data [EB/OL].(2023-07-04)[2024-06-01]. https://opendata.elia.be/explore/dataset/ods057/analyze.
- [22] ELIA Group. Wind power generation [EB / OL]. (2023-07-04) [2024-06-04]. https://www.elia.be / en / grid-data / powergeneration/wind-power-generation.

#### 收稿日期:2024-06-28

修回日期:2024-10-11

作者简介:

丁 杨(1970),通信作者(dcdy3102@163.com),男,高级工程 师,主要从事火电厂及新能源发电管理工作;

唐培全(1976),男,高级工程师,主要从事火电厂及新能源发电 管理工作;

张文奎(1974),男,高级工程师,主要从事火电厂及新能源发电 管理工作;

王福晶(1979),女,高级工程师,主要从事电力生产电气相关 工作;

王俊杰(1970),男,高级工程师,主要从事风电和光伏生产管理 工作。

(责任编辑 娄婷婷)

DOI: 10.20097/j.cnki.issn1007-9904.2025.02.006

## 超短期光伏功率预测技术分析与综述

王士柏',王 凯2,孙树敏',程 艳',王 楠!

(1.国网山东省电力公司电力科学研究院,山东 济南 250003;2.东南大学自动化学院,江苏 南京 210096)

**摘要:**为应对全球变暖和能源危机,国内外以光伏为代表的新能源产业得到了快速发展。然而,光伏发电的间歇性和不确定性给并网和电网系统带来了巨大挑战。精准的光伏功率预测能够为电网系统调度提供依据,进而提高运行稳定性。 围绕超短期光伏功率预测技术,从预测精度影响因素、评价指标、预测方法、方法对比分析和总结展望五方面展开讨论。 预测方法划分为基于站点监测数据、卫星云图、地基云图和多源数据四类,对每一类数据适用的预测范围、数据特性、常 用数据源以及国内外相关技术进行总结分析。方法分析总结了不同数据源的优缺点,并比较了常用预测模型。总结展 望指出未来超短期光伏预测亟须解决的关键技术问题。

关键词:光伏功率预测;超短期;卫星云图;地基云图;多源数据

文献标志码:A

中图分类号:TM615

文章编号:1007-9904(2025)02-0055-10

## Technical Analysis and Review: Ultra-short-term Photovoltaic Power Forecasting

WANG Shibo<sup>1</sup>, WANG Kai<sup>2</sup>, SUN Shumin<sup>1</sup>, CHENG Yan<sup>1</sup>, WANG Nan<sup>1\*</sup>

(1.State Grid Shandong Electric Power Research Institute, Jinan 250003, China;
 2.School of Automation, Southeast University, Nanjing 210096, China)

Abstract: To address the global warming and the energy crisis, the new energy industry, represented by photovoltaics, has experienced rapid development domestically and internationally. However, the intermittency and uncertainty of photovoltaic power generation pose serious challenges to grid and power systems. Accurate photovoltaic power forecasting can provide a solid basis for the grid system dispatch, thus improving the operational stability. This review focuses on ultra-short-term photovoltaic power forecasting technology and discusses five aspects, including factors influencing forecasting accuracy, evaluation metrics, forecasting methods, comparative analysis of methods, and a summary and outlook. The forecasting methods are further categorized into four types based on monitoring data at the site, the satellite images, the sky images, and multi-source data. For each data category, a summary analysis is provided including applicable forecast scope, data characteristics, commonly used data sources, and relevant technologies domestically and internationally. The method analysis compare commonly used prediction models and summarized the advantages and disadvantages of different data sources. The concluding outlook points out the key technical challenges that need to be addressed in future ultra-short-term photovoltaic forecasting.

Keywords: photovoltaic power forecasting; ultra-short-term; satellite image; sky image; multi-source data

## 0 引言

近年来,在应对全球变暖的过程中,发展可再生 能源已成为各国共同努力的目标。与风能一样,光 伏发电(photovoltaic, PV)具有环保、可持续和成本效 基金项目:国家电网有限公司总部管理科技项目(4000-202316456A-3-2-ZN)。 益高的特点,使其成为最受欢迎的可再生能源之一。 光伏发电产业大规模蓬勃发展,是未来重点发展的 绿色能源之一。2022年,国家发展改革委等部门要 求有序推进光伏集中式开展,推进重点地区的大型 光伏基地项目建设<sup>[1]</sup>。据统计,截至2023年12月 底,我国光伏发电装机容量约6.1亿kW,同比增长 55.2%,光伏发电量为4272.7亿kWh,比上年增长 31.2%。我国2011—2023年各年太阳能发电装机容

State Grid Corporation of China Headquarters Management Technology Project(4000-202316456A-3-2-ZN).

量如图1所示。

光伏发电的间歇性和预测的不确定性是影响电 力系统安全稳定运行的关键难题<sup>[2]</sup>。如果无法准确 预测光伏输出,电力系统安全将面临巨大挑战<sup>[3]</sup>。 虽然储能设备可以节省过多的能量用于周转,但其 高昂的成本并不适合大多数用户。因此,准确预测 光伏发电量对于工业应用来说至关重要,也是保障 电网稳定的重要措施<sup>[4]</sup>。





超短期光伏功率预测是指对光伏发电系统未 来极短时段内(通常是几分钟到几小时)的发电功 率进行预测。光伏发电具有波动性和间歇性,对电 网的稳定性产生挑战。通过超短期功率预测,电网 公司可以准确地调整其他发电源以平衡供需,确保 电网的稳定运行。此外,光伏发电的波动性会影响 市场电价。通过预测光伏功率,能源市场参与者可 以做出更明智的交易决策,最大程度降低成本<sup>[5]</sup>。 对于光伏发电系统的运营商和维护人员而言,了解 未来的功率变化可以帮助他们制定更有效的运营 计划和维护策略,以优化系统性能并延长设备寿 命。准确的超短期预测一方面有利于应对天气变 化并最大化发电效率,另一方面可以协助光伏发电 与其他能源系统的协同运行,实现能源的高效 利用。

对国内外较新的超短期光伏功率预测研究和技 术进行梳理和评述,并且对领域内认可度较高的工 作进行详细分析。除评述已有工作以外,总结了各 类数据源的优缺点,并基于统一数据集和评价指标 对常用预测模型进行比较和分析。本文分析了影响 超短期光伏功率预测精度的因素,介绍了光伏功率 预测常用的评价指标,基于不同数据源对国内外相 关研究进行分析、评述和总结,对同一数据集上测试 的预测模型进行比较分析,最后指出未来需要解决 的关键问题。

## 1 光伏功率预测的影响因素分析

影响超短期光伏功率预测精度的主要因素包括 预测范围、时间分辨率、云量、天气分类和预测模型 的输入数据类型。

超短期光伏功率预测误差会随着预测范围的增 大而增加。文献[6]的仿真结果表明,预测范围 20~ 180 s,对应均方根误差百分比 3.2%~15.5%。同时, 预测输出的时间分辨率越高,预测误差越大。因此, 验证预测方法的有效性需要指定预测范围和分 辨率。

云量是影响超短期功率预测精度的重要因素<sup>[7]</sup>。目标光伏电站上方云的运动遮挡产生的辐照度变化,导致场站输出功率的突变衰减。因此,提高超短期预测精度的关键在于对目标区域上方云的运动跟踪和预测。当前常用的云观测手段包括地基云图和卫星云图。地基云图能够较为准确评估未来 0~1 h 云团轨迹变化对功率输出的影响并给出分钟级预测<sup>[8]</sup>,但由于观测范围有限,不适合更大的预测范围。相比之下,卫星云图能够观测更大范围面积的云,能有效提升 1~4 h 的预报精度<sup>[9]</sup>。但由于采集频率和传输延迟,卫星云图不适合分钟级的预测。

天气状况的变化会影响预测准确性,有效的功率预测模型必须将预报与天气分类结合起来以提高 鲁棒性<sup>[5]</sup>。在各类天气因子中,辐照度和光伏功率 的相关性最强,而辐照度取决于气象影响因子,包括 气溶胶、风速和风向、湿度和云量。文献[10]表明天 气分类应作为选择给定地区和气候下最优预测模型 的基准,结果表明更高的天气分类准确率会得到更 好的预测结果。

预测模型输入的气象因子类型直接影响预测精 度。气象因子通常包括辐照度、环境温度、电池板温 度、风速风向和湿度<sup>[11]</sup>。其中,辐照度和发电功率之间具有较强的正相关性,而环境温度与其呈现负相关<sup>[12]</sup>。不合适的模型输入选择会降低预测性能,并增加时间延迟、成本和计算复杂性。文献[13]结合光伏发电物理模型,将原始辐照度通过分离模型,转置模型得到光伏板接收辐照度作为模型输入,这种辐照度转换有效提高了预测精度。一些数据预处理方法被用于提高预测精度,包括归一化<sup>[14]</sup>、信号分解方法<sup>[15-16]</sup>和聚类算法<sup>[17-18]</sup>等。

## 2 光伏功率预测的性能评价指标

超短期光伏功率预测的性能评价指标主要用 于分析模型的有效性能,常用的评价指标有平均 绝对误差(mean absolute error, MAE)、平均绝对误 差百分比(mean absolute percentage error, MAPE)、 均方根误差(root mean square error, RMSE)<sup>[19]</sup>和预 测得分。

MAE 表示实际值与预期值之间绝对误差的平均值,其对所有数据不一致的情况进行等权重分配。 即为

$$\delta_{\text{MAE}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} \left| y_i - \hat{y}_i \right| \tag{1}$$

式中: $y_i$ 、 $\hat{y}_i$ 分别为第i个样本的实际值和预测值;N为样本总数。

MAPE 表示平均每个样本的绝对百分比误差的 平均值,用实际观测值除以每个实际观测值与预测 观测值之间的差值得出。即为

$$\delta_{\text{MAPE}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right|$$
(2)

RMSE 计算实际功率值和预测功率值之间平均 平方差的平方根,被认为是衡量性能最可靠的方法 之一,有助于识别和消除数据异常值<sup>[20]</sup>。即为

$$\delta_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} (y_i - \hat{y}_i)^2}$$
(3)

预测得分是以持续模型作为基准,计算预测模型 RMSE 相比持续模型 RMSE 的相对提升百分比。 其中,持续模型假设预测时刻的天气条件和当前时刻一致,例如基于晴空指数的持续模型是假设预测 时刻和当前时刻的晴空指数一致,预测的光伏功率 为晴空辐照度下的最大输出功率乘以当前时刻的晴 空指数[21]。

## 3 超短期光伏功率预测的方法分析

常见的光伏数据来源包括站点监测数据、卫星 云图、地基云图等。站点监测数据涵盖了各类辐射 仪和 I-V 设备采集的 0~1 km 的站点数据,适用于分 钟级的预测。地基云图则是由天空成像仪捕捉的, 其提供了更大空间尺度、更精细的云信息,适用于小 时内的预测。而卫星云图则由地球同步气象卫星获 取,涵盖了超过 100 km 的区域,虽然空间分辨率较 低,但适用于更大范围的预测。

本综述将预测方法划分为基于不同数据源的四 类,包括基于站点监测数据、卫星云图、地基云图以 及同时包含两种以上数据类型的多源数据。针对各 类方法的数据特性、适用预测范围以及近几年国内 外的应用进行总结和分析。

#### 3.1 基于站点监测数据的预测法

一些光伏电站配备有气象监测站可以记录辐照 度、温湿度、风速风向等气象数据,同时逆变器集成 的采集装置能够记录交直流侧电压、电流、功率数 据。这些气象和电气数据是预测光伏功率的基础。 基于大量的站点历史数据记录,可以通过挖掘这些 多元时序数据的时间相关性、变量相关性和周期性 规律,实现光伏功率的超短期预测。基于站点监测 数据适用于未来 0~1 h 的超短期光伏功率预测,同时 高时间分辨率的数据可以得到分钟级的预测结果。

传统的时间序列模型方法是利用线性回归、自 回归滑动平均(autoregressive integrated moving average, ARIMA)<sup>[22]</sup>等模型对历史数据进行拟合。这 类模型通常假设时间序列是平稳的,在天气波动不 大的情况下性能较好,但不适用于天气变化较大的 情况。相比之下,基于人工智能的方法能够更好地 挖掘时间序列前后的非线性变化特征,因此得到了 更广泛的使用。基于人工智能的光伏功率预测方 法,通过挖掘大量历史数据的统计学规律拟合的函 数关系为

$$\hat{y}_{t+1} = f(y_{t-k+1}, y_{t-k}, ...., y_t)$$
(6)

式中: $y_i$ , $\hat{y}_i$ 分别为t时刻的实际值和预测值。

现有的工作中一类是利用机器学习模型,如支持向量回归(support vector regression, SVR)<sup>[13,16]</sup>、马尔科夫链<sup>[23]</sup>和集成模型中XGBoost<sup>[24]</sup>等学习时序数

据前后的变化特征,并在此类模型的基础上进行改 进。文献[16]针对光伏功率序列的波动性,首先采 用改进经验模态分解对原始序列进行分解并得到不 同尺度的模态分量,随后利用基于麻雀搜索优化的 支持向量机模型建立不同模态分量下的预测模型, 最后将各预测值叠加得到最终的预测值,仿真结果 表明该方法极大提高了预测精度。文献[17]首先利 用 K-means 将天气分为 12 类,针对不同天气采用鸟 群算法改进的极限学习机得到了 90% 的短期光伏 功率预测精度。另一类模型是基于神经网络和深度 学习模型,如人工神经网络(artificial neural network, ANN)、卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)、长短期记忆网络(long short-term memory, LSTM)和基于自注意力机制的 Transformer 等,这类 模型具有更强大的非线性特征提取和拟合能力,在 牺牲训练时间和计算成本的前提下可以获得更高的 预测精度。CNN-LSTM 耦合结构在太阳能预报中得 到了广泛使用<sup>[25-27]</sup>。文献[25]提出 CNN-LSTM 用于 超短期光伏功率预测,CNN 提取多元输入气象特征, LSTM 提取时序特征,并增加注意力机制保留长序列 关键信息,最后通过全连接层得到多步功率预测结 果。文献[28]提出一种基于相似日聚类的短期光伏 预测方法,首先使用 BIRCH 无监督聚类算法将历史 数据聚类得到3种典型天气,根据聚类结果划分数 据集对提出的LSTM-Transformer模型进行训练。模 型首层通过 LSTM 捕捉光伏功率序列的长期依赖关 系,次层结合 Transformer 的注意力机制进一步高效 地并行提取特征,实验结果表明该模型在气象波动 较大时鲁棒性强。

尽管人工智能方法相比传统时间序列方法能更 好地学习时间序列前后的非线性关系,但仍然需要 获取额外的云信息才能预测云运动导致的辐照度 突变<sup>[29]</sup>。

#### 3.2 基于卫星云图的预测法

地球同步气象卫星所携带的成像传感器所获得 的光辐射图像能够每小时扫描几次非常大的区域, 通常是地球表面的 1/3,从而捕获关于地面反射率和 大气光学状态的时空分布信息。捕获的卫星云图提 供了具有高时空分辨率的大尺度信息来源,能够在 长时间内连续观测云量演变,从而为短期辐照度、光 伏预报提供重要的云变化信息<sup>[30]</sup>。表1汇总了全球 常用的卫星云图来源和相关信息。

表1 常用卫星云图数据来源

Table 1 Common sources of	f satellite cloud	imagery data
---------------------------	-------------------	--------------

数据来源	主要时间 分辨率/min	主要空间 分辨率/km	主要观测范围	
中国	15	4	亚洲 印座法 亜十亚法	
FY-4A	15	4	亚彻、印度祎、四人半祎	
日本	10	2	亚洲 印度法 里卡亚法	
Himawari-8	10	2	亚洲、印度什、四风干什	
美国	10	2	北美洲 南美洲 左十亚洋	
GOES-17	10	2	北天师、雨天师、小瓜干什	
欧洲 MSG	15	3	欧洲、非洲、大西洋	

由表1可知,原始的卫星图像通常需要经过一 些预处理方法,例如图像校正<sup>[31]</sup>、降噪、裁剪、云识别 和特征提取<sup>[32]</sup>等,并进一步通过云指数方法或辐射 传输模型得到表征地表辐射信息的图像,从而更好 地应用于光伏预测。其中,云指数方法具有简单有 效和几乎整体无偏的优点,被广泛应用在实际电站 中<sup>[33]</sup>。云指数是将卫星图像的反射率和地表反射 率,典型云反射率进行对比得到。云指数*n*和晴空 指数*K*<sub>c</sub>间存在一种经验关系为*K*<sub>c</sub>=1-*n*,根据晴 空指数可进一步推算得到地表总辐射。

基于卫星云图的光伏功率预测方法首先预测未 来目标站点上空云的位置和厚度,再利用云遮模 型<sup>[31]</sup>或统计学模型<sup>[34]</sup>进一步得到光伏功率预测值。 其中,基于卫星云图的预测方法主要分为基于云运 动矢量的外推方法和基于深度学习的视频预测方 法。云运动矢量的计算可以写为

 $\hat{K}_{c}^{CMV}(s,t + \Delta t | t) = K_{c}^{sat}(s - \Delta t \Delta s(s,t),t)$ (7)  $\exists \mathbf{p} : \hat{K}_{c}^{CMV}(s,t + \Delta t | t) \exists \Delta t \exists s \ \mathfrak{W}, t \ \mathfrak{I} t + \Delta t \ \mathfrak{H} \ \mathfrak{I} \ \mathfrak{I}$ (7)  $\exists \mathbf{c} \exists \mathbf{c} \exists \mathbf{c} \mathbf{c} \mathsf{I} \ \mathfrak{I} \ \mathfrak{$ 

云运动矢量的计算需要假设云图特征在短时间 间隔内没有显著变化,使用块匹配或应用于连续图 像的光流技术来计算<sup>[35]</sup>。其中,块匹配技术,如尺度 不变特征转换,是根据两个连续图像之间固定大小 的块之间的归一化相互关系来计算位移向量<sup>[34]</sup>;Xcorrelation<sup>[36]</sup>和粒子图像速度<sup>[37]</sup>是通过匹配整个图 像和局部分割区域来计算两个连续帧之间的云位 移;光流技术,如Farneback方法<sup>[38]</sup>,是遵循亮度恒定 约束,假设两个连续图像之间的差异仅是由于云的 局部平移,相应的位移矢量是通过局部泰勒级数近 似来确定。基于上述方法,在得到云运动矢量后,在 假设未来云的速度、大小、形状和光学性质不变的前 提下,进一步外推得到未来云的位置。基于云运动 矢量的预测方法容易受到图像噪声和像素变化的影 响,对于卫星云图包含的噪声和非平稳的特性会产 生不准确的预测。

随着近年来人工智能模型的快速发展,基于深 度学习的时空预测模型能够更好地考虑卫星图像中 云运动的非线性运动特征,可以得到更准确的云预 测。文献[39]利用 ConvLSTM 预测得到未来时刻的 云图,并基于"太阳位置-云-站点"相对位置提出了 一种动态云区域选择准则来判断目标站点光伏发电 有影响的云层,最后建立 XGBoost 模型映射得到光 伏功率。文献[40]利用 3D-CNN 网络从卫星云图中 捕获云的时空运动特征,网络末层用全局平均池化 压缩和蒸馏得到关键特征。网络输出端通过 LSTM 来融合光伏功率序列特征和云图特征,并通过全连 接层输出未来多步预测值,该方法平均减少了15% 的预测相位滞后。文献[41]提出了一种图学习框架 将云的运动转换为有向图,图的节点和便分别表示 目标区域上方云的形状和运动方向,并利用时空图 神经网络(graph neural network, GNN)预测得到光伏 功率,这种基于图的方法极大地减少了模型输入。 文献[42]通过卷积神经网络预测卫星云图中包含的 未来光伏功率波动特征,包括采样损失面积、平均 值、标准差和三阶导数,根据 K-means 方法对不同的 功率波动特征进行聚类,该聚类结果反映了不同的 天气模式。针对不同天气模式,将通过卷积自编码 器得到云分布特征和历史序列通过 LSTM 预测得到 未来光伏预测值。

因此,基于卫星云图能更好地跟踪和预测目标 站点云运动,因此适用于时间跨度更长,未来1~4h 的光伏功率预测。同时,近年来基于深度学习的时 空预测模型能很好地结合卫星云图得到更精确的云 像素预测值,从而提升超短期光伏功率预测性能。

#### 3.3 基于地基云图的预测法

地基天空成像仪具有较高的时间分辨率(从几 秒到几分钟)和空间分辨率(5m),适用于单个地点 或附近地点的短期预报<sup>[43]</sup>。在已识别的数据集中, 天空图像的采集设备包括全天空成像仪(all sky imager, ASI)与全景天空成像仪(total sky imager, TSI)。两种成像仪采集的图像差异如图2所示,TSI 图像中有明显的黑色矩形遮光带,主要作用是遮挡 强烈的阳光直射,保护成像仪的光学系统。而ASI 图像避免了遮光带对云层的遮挡,具有更加完整清 晰的全天图像,但其成本相对较高。其中,TSI 成像 仪采集的数据包括美国新能源实验室网上公开数据 库 NREL<sup>[44]</sup>等; ASI 成像仪采集的数据包括美国 Folsom数据集<sup>[45]</sup>和斯坦福 SKIPPD 数据集<sup>[46]</sup>等。





(a)TSI(RGB)
 (b)ASI(RGB)
 图 2 两种类型地基云图的实际拍摄画面
 Fig.2 Actual captured images of two types of ground-based cloud maps

自 2011年以来,基于地基云图的太阳预报越来 越普遍<sup>[47]</sup>。早期的工作首先从地基云图中提取特 征,如红蓝比、云覆盖率和云运动矢量,然后利用上 述特征建立物理确定性模型<sup>[47]</sup>或训练人工神经网络 等机器学习模型<sup>[48]</sup>。此外,在立体视觉模式下使用 多台全天空照相机对云层进行三维建模,以提供局 部辐照度图<sup>[49]</sup>。在过去5年中,随着计算机视觉技 术的发展,开始建立端到端的深度学习模型,根据历 史天空图像序列预测辐照度或光伏发电量<sup>[50]</sup>。尽管 深度学习模型在预测能力方面存在一些局限性,但 总体上达到了最先进的性能。深度学习模型主要基 于 CNN<sup>[51]</sup>,或将 CNN 与 LSTM 等循环神经网络 (recurrent neural network, RNN)结合使用<sup>[52]</sup>。最近, 人们越来越倾向于用 Transformer 取代 RNN,以改善 光伏预测中的长期依赖关系建模<sup>[53]</sup>。

文献[54]对连续多幅图像进行动态化特征信息 提取,并基于传统的LSTM提出云图特征联想功率 预测模型,相较于历史功率预测法和气象数据预测 法,该预测法在多种天气类型下有更好的预测结果。 卷积神经网络可以实现特征的自动提取,文献[55] 使用 20 层深度 CNN 开发了一个 SolarNet 模型预测 未来 10~60 min 辐照度,该模型使用单张 TSI 图像作 为输入,没有任何特征工程或数值测量。基于6年 公开数据的数值研究, Solar Net 进行了多步骤预报, 预测结果较好。文献[51]提出了基于 CNN 的预测 模型 SUNSET,实现了提前 15 min 的功率预测。传 统的卷积神经网络无法有效提取连续地基云图中的 时序特征,为此文献[56]使用 3D-CNN 模型进行提 前 10 min 预测,通过整合多张连续的地面云图,从云 的特征中得出空间和时间特征,利用地基云图和历 史数据开发了预测算法。随着生成对抗网络 (generative adversarial network, GAN)的发展, 文献 [10] 基于天气分类以及 GAN 提出了一种基于 CNN 的预测方法。将33种不同类型天气整合为10个新 的天气类别,用于数据训练。然后,利用基于 GAN 的数据增强模型改进每个天气类别。随后,由原始 和生成的太阳辐照度数据组成的扩展数据集被用于 CNN 模型训练。使用天气分类器评估太阳亮度,并 研究了 GAN 如何提高预测准确性。

基于地基云图的预测法是利用全天空成像仪捕 捉的天空图像数据进行天气和光伏功率预测的方 法。地基云图的采样频率相对于卫星云图较高,可 达1~10 min。由于观测范围有限,地基云图适用于 小时内预测。传统的机器学习方法很难从云图中提 取出深层次的特征,近年来深度学习依靠其强大的 特征表示能力能够很好地挖掘云图特征。

#### 3.4 基于多源数据的预测法

单一的输入数据和预测模型不利于预测精度的 提升,综合多类型数据及预测方法能够进一步的提 升预测效果<sup>[57]</sup>。

近年来,混合深度学习模型已成为太阳辐照度 预测中最受欢迎和广泛发展的模型。文献[56]利用 3D-CNN模型聚合云图数据和历史时序数据,由模 型融合之后的特征被送入多层感知机中进行最终预 测。然而,传统的多层感知机无法捕获输入特征的 长时间依赖,因此预测效果受到限制。考虑到多层 感知机的局限性,文献[58]提出了一种新的多模态 模型。孪生卷积神经网络(siamese CNN, SCNN)能 够从连续的全天空图像中提取空间和时间信息,这 些信息与气象信息连接在一起,以融合图像特征,并 将得到的特征输入到 LSTM 模型中估计太阳辐照 度。全天空图像能够捕捉到完整的天空圆顶以及所 有方向上云的分布,包括云的高度和厚度。文献 [59]提出了一种多图卷积长短时记忆网络,该网络 由四层卷积层组成,对连续的图像进行时空特征提 取。历史时序数据由 LSTM 提取特征,之后两种模 态特征经过全连接网络进行融合,实现了预测性能 和模型体量的权衡。为了有效地动态融合多模态数 据,文献[60]提出了集成学习方法,利用一系列基学 习器对云图数据以及时序数据进行特征提取和预 测,包括ConvLSTM、3D-CNN、CNN、多模态模型 (multi-modal, MM)、门控循环单元(gated recurrent unit, GRU)、Attention GRU。其中 Conv-LSTM、3D-CNN、CNN 用于对云图的预测输出,MM 用于融合云 图和时序数据的多模态信息,GRU、Attention GRU用 于时序的预测输出,最后采用 Ridge 集成多模型预 测结果。考虑各种模型在不同天气状况下的适用 性,使用隐马可夫模型基于晴空指数对天气状态进 行预测,动态调整集成模型的权重,实现了良好的预 测效果。

基于多源数据的预测方法包含云运动、地面气 象监测站和电气数据信息,这类方法可以结合各类 数据不同时空尺度下的特点,增强了系统的鲁棒性, 并且有效提升了超短期光伏功率预测准确率。然 而,如何融合多源数据仍是目前研究的重点和难点。

## 4 不同数据源的预测性能对比

在第3章超短期预测方法分析的基础上,表2 对不同数据源下的预测模型、适用的预测范围及进 行总结,并进一步归纳基于各种数据预测下的优点 和不足。不同数据源在时空分辨率和采集分辨率上 存在差异,因此选择哪种数据和预测方法,需要根据 具体的应用场景来决定。卫星图像具有较大的空间 尺度但时空颗粒度较粗,因此适用于区域性或分布 式光伏站点的1~4h预测;站点监测数据和地基云图 的时空颗粒度更加精细但空间尺度较小,因此适用 于集中式或单站点的0~1h分钟级预测。

相比单一数据源,融合多源数据更充分考虑影 响光伏功率预测的各类因素,包括云量、辐照度和温 度等多元气象影响因子。在融合过程中,站点监测 数据提供了时间序列趋势信息和周期性信息,卫星

#### 表2 超短期光伏功率预测技术总结

Table 2 Summary	v of ultra-short-term	photovoltaic power	forecasting	technologies

数据类型	预测模型	预测范围	优点	缺点
計占広测	持续模型 <sup>[21]</sup> ,ARIMA <sup>[22]</sup> ,SVR <sup>[13,16]</sup> ,马尔	八油妞		无法考虑云的随机变化导致的
<u>垍</u> 点	科夫链 <sup>[23]</sup> ,集成学习 <sup>[24]</sup> ,CNN-LSTM <sup>[27]</sup> ,	万种级,	在天气波动较小时预测性能较好	功率突变,因此在多云、阴天等
致1后	Transformer <sup>[28]</sup>	0~1 n		天气突变的情况下预测较差
	- テ オ 左 書[31.34] Comul STM[39]		能捕捉大范围的云团运动对目标区域辐	卫星云图的空间分辨率和时间
卫星云图	云运动大重 <sup>(31,49]</sup> , ConvLSIM <sup>(59)</sup> , CNN <sup>[32,40,42]</sup> , GNN <sup>[41]</sup>	1~4 h	照度的影响,因此能够更好地预测辐照	分辨率较低,无法提供分钟级
			度突变时的功率变化	的预测
I.CTM[54]	LSTM[54] CNN_LSTM[52] CNN[10,51,55,56]	0~1 h	0~1h 采集频率高,图像分辨率高,能精准捕捉	拍摄范围有限,只能捕捉小范
地基云图	Transformer <sup>[53]</sup>			围内的云团运动,因此适用的
1			日你站点区域上方的五西文化	预测范围较小
多源数据	混合模型[56,58,59],集成学习[60]	0~4 h	融合多源数据能够更充分地考虑影响光	多源数据的获取和预处理较为
			伏功率的各类因素,提供时空分辨率更	繁琐,基于多源数据的模型相
			精细的预测值,有效提升预测性能	比单一数据计算复杂度更高

云图和地基云图分别提供不同时空尺度的云信息。 通过几种数据信息源互相补充,基于多源数据的预测 方法能推广到不同集群规模的光伏功率预测,并且提 供时空颗粒度较为精细的超短期光伏功率预测值。

#### 5 不同模型的预测性能对比

前文所述内容中,不同研究之间虽然都关注超短 期光伏功率的预测精度,但是在试验设计上存在显著 差异,主要体现在数据集和评价指标的选择上。这些 差异在很大程度上阻碍了不同方法之间的比较,具体 如下:

1)数据集的限制。大多数光伏功率预测研究基 于私有数据集,导致结果无法复现。未来光伏预测 领域需要公开更多高质量的数据源,并在公开数据 中进行方法验证。

2)缺乏统一标准的评价指标。一方面各类研究 设置了一种或多种指标,另一方面不同研究测试数 据之间的统计量差异导致即使一种指标也无法表明 方法的相对性能。这种情况下,预测得分通过将持 续模型作为基准,使不同研究之间具有可比性。

基于上述问题,汇总了在NREL公开数据集<sup>[44]</sup> 上测试,并使用同一类评价指标的相关预测工作。 所有云图大小均为256×256,评价指标选取预测得 分、MAPE和模型复杂度。其中,用于预测的时间序 列模型包括SVM(线性)、SVM(非线性)、ANN、RNN、 GRU、LSTM。用于预测的云图模型包括SolarNet、 3D-CNN,结果如表3所示。

表3 基于NREL数据集的预测指标对比

Table 3 Comparative ana	lysis of	prediction	metrics	based
on the	NREL	dataset		

模型	参数量	预测得分/%	MAPE/%
持续模型[61]	0	0	46.53
SVM (线性) <sup>[61]</sup>	O(N)	18.53	40.17
SVM (非线性) <sup>[61]</sup>	O(N)	17.11	39.22
$ANN^{[61]}$	301	20.56	46.38
$\operatorname{RNN}^{[61]}$	131	20.23	44.79
GRU <sup>[61]</sup>	401	20.50	44.46
LSTM <sup>[61]</sup>	491	20.54	44.78
CNN <sup>[51]</sup>	68K	2.00	78.01
SolarNet <sup>[55]</sup>	15M	17.66	—
3D-CNN <sup>[56]</sup>	100K	24.85	—

表3展示了不同模型在未来10min的预测结果。 基于时间序列的模型(ANN、RNN、GRU、LSTM)在预 测得分方面表现相似,而一些基于图像的方法,如 CNN、SolarNet,显示较低的预测得分。3D-CNN模型 利用3D卷积核提取连续云图之间的时序依赖关系和 单张云图的空间特征,具有最高的预测得分。这表明 高参数数量的模型,如SolarNet,可能会受到过拟合的 影响,降低性能。相反,参数数量较少的模型,如3D-CNN,能够在学习和推广复杂数据模式时保持良好的 性能,并且不牺牲计算效率。因此,平衡参数数量与 模型性能之间的关系,考虑模型复杂性和计算效率, 是进行模型选择和设计时需要综合考虑的重要因素。

## 6 结论

围绕超短期光伏功率预测国内外已有技术进行 综述和分析,聚焦于不同数据源分类下的预测技术, 包含站点监测数据、卫星云图、地基云图和多源数 据,通过总结分析相关文献,得到如下结论:

1)由于不同数据源之间时空分辨率和空间尺度 差异,对各类数据源对应的预测技术,适用的预测范 围、应用场景以及各自优缺点进行了详细总结。相 比单一数据源,融合多源数据能更充分地考虑影响 光伏功率预测的各类因素,提供时空分辨率更精细、 精度更高的预测值。

2)通过比较在 NREL 数据集上测试的不同预测 模型,结果表明云图数据的引入会带来模型复杂度 的显著增加,以及过拟合的风险。3D-CNN 利用 3D 卷积核提取云图特征,具有较低的复杂度和较高的 预测性能。

未来,超短期光伏功率预测技术需要针对特定 数据源设计预测性能更好的模型,提高模型针对异 常数据,例如时序数据缺失、噪声等情况下的鲁棒 性,提高小样本条件下的模型预测性能,提高预测算 法针对不同光伏站点的泛化性能,同时降低模型的 计算成本和时间成本。此外,现有的基于多源数据 的超短期光伏功率预测工作相对较少,需要开发基 于多源数据的光伏功率预测方法,充分利用多源异 构数据的相关性和互补性,进一步提高不同时空颗 粒度下的光伏预测性能。

## 参考文献

- [1] 国家发展改革委,国家能源局.国家发展改革委 国家能源局关 于印发《"十四五"现代能源体系规划》的通知[EB/OL].(2022-01-29)[2024-02-27].https://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/ 2022-03/23/content\_5680759.htm.
- [2] LIU L Y, ZHAO Y, CHANG D L, et al.Prediction of short-term PV power output and uncertainty analysis [J]. Applied Energy, 2018, 228:700-711.
- [3] SHIVASHANKAR S, MEKHILEF S, MOKHLIS H, et al.Mitigating methods of power fluctuation of photovoltaic (PV)sources A review [J].Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2016, 59: 1170– 1184.
- [4] ANTONANZAS J, OSORIO N, ESCOBAR R, et al. Review of photovoltaic power forecasting [J]. Solar Energy, 2016, 136: 78-111.

- [5] AHMED R, SREERAM V, MISHRA Y, et al. A review and evaluation of the state-of-the-art in PV solar power forecasting: techniques and optimization [J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2020, 124:109792.
- [6] LIPPERHEIDE M, BOSCH J L, KLEISSL J.Embedded nowcasting method using cloud speed persistence for a photovoltaic power plant[J].Solar Energy, 2015, 112:232–238.
- [7] BARBIERI F, RAJAKARUNA S, GHOSH A. Very short-term photovoltaic power forecasting with cloud modeling: a review [J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2017, 75:242-263.
- [8] 蒋俊霞,高晓清,吕清泉,等.基于地基云图的云跟踪与太阳辐照度超短期预报方法研究[J].太阳能学报,2020,41(5): 351-358.
   JIANG Junxia, GAO Xiaoqing, LYU Qingquan, et al. Study on

JIARG JUIXIA, GAO Alaoqing, ETC Qingquan, et al. Study on cloud tracking and solar irradiance ultra-short-term forecasting based on tsi images[J].Acta Energiae Solaris Sinica, 2020, 41(5): 351–358.

- [9] TUOHY A, ZACK J, HAUPT S E, et al.Solar forecasting: methods, challenges, and performance [J]. IEEE Power and Energy Magazine, 2015, 13(6):50-59.
- [10] WANG F, ZHANG Z Y, LIU C, et al. Generative adversarial networks and convolutional neural networks based weather classification model for day ahead short-term photovoltaic power forecasting [J]. Energy Conversion and Management, 2019, 181: 443-462.
- [11] DAS U, TEY K, SEYEDMAHMOUDIAN M, et al. SVR-based model to forecast PV power generation under different weather conditions[J].Energies,2017,10(7):876.
- [12] AL-BASHIR A, AL-DWERI M, AL-GHANDOOR A, et al. Analysis of effects of solar irradiance, cell temperature and wind speed on photovoltaic systems performance [J]. International Journal of Energy Economics and Policy, 2020, 10(1):353-359.
- [13] WANG K, DOU W J, WEI H K, et al. Intra-hour PV power forecasting based on multi-source data and PSC-SVR model[C]// 2022 41st Chinese Control Conference (CCC).IEEE, 2022: 3202-3207.
- [14] NESPOLI A, OGLIARI E, LEVA S, et al. Day-ahead photovoltaic forecasting: a comparison of the most effective techniques [J]. Energies, 2019, 12(9):1621.
- [15] 李争,徐若思,曹欣,等.基于小波变换和IAGA-BP神经网络的 光伏功率短期预测方法[J].可再生能源,2023,41(7):883-890.
  LI Zheng, XU Ruosi, CAO Xin, et al.Short-term prediction method of photovoltaic power based on wavelet transform and IAGA-BP neural network [J]. Renewable Energy Resources, 2023, 41(7): 883-890.
- [16] 魏鹏飞,石新聪,朱咏明,等.基于CEEMD-SSA-SVM的短期光 伏发电功率预测[J].水力发电,2024,50(4):87-94.
  WEI Pengfei, SHI Xincong, ZHU Yongming, et al. Short-term photovoltaic power prediction based on CEEMD-SSA-SVM [J].
  Water Power,2024,50(4):87-94.

[17] 黄牧涛,邢芳菲,陈兴邦,等.基于K-means聚类和极限学习机 组合算法的短期光伏功率预测[J].水电能源科学,2024,42 (2):217-220.

HUANG Mutao, XING Fangfei, CHEN Xingbang, et al.Short-term PV power prediction based on K-means clustering and extreme learning machine combination algorithm [J].Water Resources and Power, 2024, 42(2):217-220.

- [18] 周冬旭,徐荆州,张灿,等.基于最近邻聚类的光伏制氢系统运行备用容量需求预估模型[J].分布式能源,2023,8(6):36-41. ZHOU Dongxu, XU Jingzhou, ZHANG Can, et al. A model for estimating the operational reserve capacity requirement of photovoltaic -hydrogen production systems based on nearest neighbor clustering[J].Distributed Energy,2023,8(6):36-41.
- [19] 单英浩,付青,耿炫,等.基于改进 BP-SVM-ELM 与粒子化 SOM-LSF 的微电网光伏发电组合预测方法[J].中国电机工程 学报,2016,36(12):3334-3343. SHAN Yinghao, FU Qing, GENG Xuan, et al. Combined forecasting

of photovoltaic power generation in microgrid based on the improved BP–SVM–ELM and SOM–LSF with particlization [J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(12): 3334–3343.

- [20] GUTIERREZ-COREA F V, MANSO-CALLEJO M A, MORENO-REGIDOR M P, et al. Forecasting short-term solar irradiance based on artificial neural networks and data from neighboring meteorological stations[J].Solar Energy, 2016, 134:119-131.
- [21] PIERRO M, BUCCI F, DE FELICE M, et al.Multi-model ensemble for day ahead prediction of photovoltaic power generation [J].Solar Energy, 2016, 134:132-146.
- [22] CORNARO C, PIERRO M, BUCCI F. Master optimization process based on neural networks ensemble for 24-h solar irradiance forecast[J].Solar Energy, 2015, 111:297-312.
- [23] 范文华,鲍海铭,刘英健,等.基于马尔可夫链的光伏电站发电 功率超短期预测方法[J].电气时代,2023(11):54-56.
   FAN Wenhua, BAO Haiming, LIU Yingjian, et al.Ultra-short-term forecasting method of photovoltaic power station based on Markov chain[J].Electric Age,2023(11):54-56.
- [24] 李晶晶,黄翔庚,张媛媛,等.基于LightGBM-TextCNN-XGBoost 的超短期光伏功率预测研究[J].电力大数据,2023,26(10): 26-33.

LI Jingjing, HUANG Xianggeng, ZHANG Yuanyuan, et al. Ultrashort-term photovoltaic power prediction research based on LightGBM-TextCNN-XGBoost algorithm [J]. Power Systems and Big Data, 2023, 26(10):26-33.

[25] 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-

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.

[26] 王登海,安玥馨,廖晨博,等.基于CNN-LSTM 混合神经网络的

光伏发电量预测方法研究[J].西安石油大学学报:自然科学版,2024,39(1):129-134.

WANG Denghai, AN Yuexin, LIAO Chenbo, et al. Research on photovoltaic power generation prediction method based on CNN-LSTM hybrid neural network [J]. Journal of Xi' an Shiyou University:Natural Science Edition, 2024, 39(1):129-134.

- [27] 汤德清,朱武,侯林超.基于 CNN-LSTM-XGBoost 模型的超短 期光伏功率预测[J].电源技术,2022,46(9):1048-1052.
   TANG Deqing, ZHU Wu, HOU Linchao. Ultra-short-term photovoltaic power prediction based on CNN-LSTM-XGBoost model[J].Chinese Journal of Power Sources, 2022, 46(9):1048-1052.
- [28] 董俊,刘瑞,束洪春,等.基于 BIRCH 聚类的 L-Transformer 分布 式光伏短期发电功率预测[J/OL].高电压技术:1-10[2024-08-05]. https://link. cnki. net / doi / 10.13336 / j. 1003 - 6520. hve.20230809.

DONG Jun, LIU Rui, SHU Hongchun, et al.Short-term distributed photovoltaic power generation prediction based on BIRCH clustering and L-Transformer[J/OL].High Voltage Engineering: 1-10[2024-08-05].https://link.cnki.net/doi/10.13336/j.1003-6520. hve.20230809.

- [29] INMAN R H, PEDRO H T C, COIMBRA C F M.Solar forecasting methods for renewable energy integration [J]. Progress in Energy and Combustion Science, 2013, 39(6):535–576.
- [30] BLANC P, REMUND J, VALLANCE L. Short-term solar power forecasting based on satellite images [M]. Renewable Energy Forecasting.Amsterdam:Elsevier, 2017:179-198.
- [31] 白捷予,董存,王铮,等.考虑云层遮挡的光伏发电功率超短期 预测技术[J].高电压技术,2023,49(1):159-168.
  BAI Jieyu, DONG Cun, WANG Zheng, et al. Ultra-short-term prediction of photovoltaic power generation considering cloud cover
  [J].High Voltage Engineering,2023,49(1):159-168.
- [32] 叶畅,柳丹,曹侃.基于云图特征的超短期光伏发电功率预测模型[J].电网与清洁能源,2023,39(10):70-79.
  YE Chang, LIU Dan, CAO Kan. An ultra-short-term photovoltaic power forecasting model based on cloud features [J]. Power System and Clean Energy, 2023, 39(10):70-79.
- [33] RICHTER M, KALISCH J, SCHMIDT T, et al. Best practice guide on uncertainty in PV modelling[J].Public report Performance Plus WP2 Deliverable D, 2015, 2.
- [34] GAO R, ZHANG X M, ZHEN Z, et al. Ultra-short-term solar PV power forecasting based on cloud displacement vector using multichannel satellite and NWP data, 2021.
- [35] LORENZ E, HAMMER A.Short term forecasting of solar radiation based on satellite data, 2004.
- [36] LI M Y, CHU Y H, PEDRO H T C, et al.Quantitative evaluation of the impact of cloud transmittance and cloud velocity on the accuracy of short-term DNI forecasts[J].Renewable Energy, 2016, 86:1362-1371.
- [37] QUESADA-RUIZ S, CHU Y, TOVAR-PESCADOR J, et al.Cloud-

tracking methodology for intra-hour DNI forecasting [J]. Solar Energy, 2014, 102;267–275.

- [38] FARNEBÄCK G. Two-frame motion estimation based on polynomial expansion [C]// 13th Scandinavian Conference on Image Analysis (SCIA 2003).Springer-Verlag, 2003.
- [39] SI Z Y, YANG M, YU Y X, et al. Photovoltaic power forecast based on satellite images considering effects of solar position [J]. Applied Energy, 2021, 302:117514.
- [40] QIN J, JIANG H, LU N, et al. Enhancing solar PV output forecast by integrating ground and satellite observations with deep learning
   [J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2022, 167: 112680.
- [41] CHENG L L, ZANG H X, WEI Z N, et al. Solar power prediction based on satellite measurements – a graphical learning method for tracking cloud motion [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2022,37(3):2335–2345.
- [42] WANG F, LI J N, ZHEN Z, et al. Cloud feature extraction and fluctuation pattern recognition based ultrashort-term regional PV power forecasting[J].IEEE Transactions on Industry Applications, 2022,58(5):6752-6767.
- [43] VAN DER MEER D W, WIDÉN J, MUNKHAMMAR J.Review on probabilistic forecasting of photovoltaic power production and electricity consumption [J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2018, 81: 1484-1512.
- [44] STOFFEL T, ANDREAS A. NREL solar radiation research laboratory (SRRL):baseline measurement system (BMS);golden, Colorado (data), 1981.
- [45] PEDRO H T C, LARSON D P, COIMBRA C F M.A comprehensive dataset for the accelerated development and benchmarking of solar forecasting methods [J]. Journal of Renewable and Sustainable Energy, 2019, 11(3):036102.
- [46] NIE Y H, LI X T, SCOTT A, et al. SKIPP' D: a sky images and photovoltaic power generation dataset for short-term solar forecasting[J].Solar Energy, 2023, 255:171-179.
- [47] CHOW C W, URQUHART B, LAVE M, et al. Intra-hour forecasting with a total sky imager at the UC san diego solar energy testbed[J].Solar Energy, 2011,85(11):2881-2893.
- [48] PEDRO H T C, COIMBRA C F M, LAURET P. Adaptive image features for intra-hour solar forecasts[J].Journal of Renewable and Sustainable Energy, 2019, 11(3):036101.
- [49] BLUM N B, NOURI B, WILBERT S, et al. Cloud height measurement by a network of all-sky imagers [J]. Atmospheric Measurement Techniques, 2021, 14(7):5199-5224.
- [50] PALETTA Q, TERRÉN-SERRANO G, NIE Y H, et al. Advances in solar forecasting: computer vision with deep learning [J]. Advances in Applied Energy, 2023, 11:100150.
- [51] SUN Y C, VENUGOPAL V, BRANDT A R.Short-term solar power forecast with deep learning: exploring optimal input and output configuration[J].Solar Energy, 2019, 188:730-741.
- [52] PALETTA Q, HU A, ARBOD G, et al. ECLIPSE: envisioning cloud

induced perturbations in solar energy [J]. Applied Energy, 2022, 326:119924.

- [53] MERCIER T M, RAHMAN T, SABET A. Solar irradiance anticipative transformer [C]//2023 IEEE / CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW). IEEE,2023:2065-2074.
- [54] 柴闵康,夏飞,张浩等.基于云图特征自识别的光伏超短期预测 模型[J].电网技术,2021,45(03):1023-1035.
  CHAI Minkang, XIA Fei, ZHANG Hao, et al. Ultra-short-term photovoltaic forecasting model based on self-recognition of cloud image features [J]. Power System Technology, 2021, 45(3):1023-1035.
- [55] FENG C, ZHANG J. SolarNet: a sky image-based deep convolutional neural network for intra-hour solar forecasting [J]. Solar Energy, 2020, 204:71-78.
- [56] ZHAO X, WEI H, WANG H, et al. 3D-CNN-based feature extraction of ground-based cloud images for direct normal irradiance prediction[J].Solar Energy, 2019, 181:510-518.
- [57] 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-shortterm forecasting methods for photovoltaic power generation [J].
  High Voltage Engineering,2023,49(7):2938-2951.
- [58] ZHU T T, GUO Y R, LI Z Y, et al.Solar radiation prediction based on convolution neural network and long short-term memory [J]. Energies, 2021, 14(24):8498.
- [59] AJITH M, MARTÍNEZ-RAMÓN M. Deep learning based solar radiation micro forecast by fusion of infrared cloud images and radiation data[J].Applied Energy, 2021, 294:117014.
- [60] SHAN S, LI C, DING Z, et al. Ensemble learning based multimodal intra-hour irradiance forecasting[J].Energy Conversion and Management, 2022, 270:116206.
- [61] AJITH M, MANEL MR. Deep learning algorithms for very short term solar irradiance forecasting: a survey [J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2023, 182:113362.

王士柏(1987),男,博士,正高级工程师,主要研究方向为电力系 统优化调度;

王 凯(1998),男,博士在读,主要研究方向为基于多源数据融 合的超短期光伏功率预测技术;

孙树敏(1968),男,硕士,工程技术应用研究员,主要研究方向为 分布式发电及微电网运行控制;

程 艳(1981),女,博士,正高级工程师,主要研究方向为新能源 与储能并网运行控制技术;

王 楠(1993),通信作者(wangnantju@163.com),女,硕士,工程 师,主要研究方向为新能源功率预测技术。

(责任编辑 郑天茹)

收稿日期:2024-02-28

修回日期:2024-10-09

作者简介:

DOI: 10.20097/j.cnki.issn1007-9904.2025.02.007

・配电网・

# 基于同步提取变换和卷积神经网络的有源配电网 单相接地故障选线方法

翟乐庆,刘益青\*,魏元健,徐 枫,张宸恺 (济南大学自动化与电气工程学院,山东 济南 250022)

摘要:分布式电源接入配电网导致单相接地故障时故障电流的幅值和相位发生改变,而现有时频分析法分辨率低导致故障特性区分度不高,因此基于时频分析法和卷积神经网络(convolutional neural networks,CNN)的故障选线方法准确率仍较低。提出一种基于同步提取变换(synchroextracting transform,SET)和CNN的有源配电网单相接地故障选线方法。首先分析分布式电源影响配电网单相接地故障电流特征的机理,选用不受分布式电源影响的零序电流作为选线依据,并将其处理成同步提取变换时频图。然后分析SET和CNN用于有源配电网故障选线的可行性,阐述所提方法的完整实现流程,设计评价指标,开展验证实验和对比实验。实验结果表明,在高阻故障以及噪声干扰等情况下,所提的SET-CNN选线方法相较于现有方法具有更高的选线准确率,选线准确率能提高3.09%和4.12%。 关键词:有源配电网;单相接地故障选线;同步提取变换;卷积神经网络

中图分类号:TM77 文献标志码:A 文章编号:1007-9904(2025)02-0065-13

## A Single-phase Grounding Fault Line Selection Method for Active Distribution Network Based on Synchroextracting Transform and Convolutional Neural Network

ZHAI Leqing, LIU Yiqing<sup>\*</sup>, WEI Yuanjian, XU Feng, ZHANG Chenkai (School of Electrical Engineering, University of Jinan, Jinan 250022, China)

Abstract: Connecting distributed generations to the distribution network leads to changes in the amplitude and phase of the fault current during single-phase ground faults. The existing time-frequency analysis methods have low resolution, resulting in low discriminability of fault characteristics. Therefore, the accuracy of fault line selection method based on time-frequency analysis method and convolutional neural network is still low. A grounding fault line selection method for active distribution networks based on synchroextracting transform (SET) and convolutional neural network (CNN) is proposed. Firstly, the mechanism by which distributed generations affect the characteristics of single-phase grounding fault current in distribution networks is theoretically analyzed. The zero-sequence current, which is not affected by distributed generation, is selected as the basis for line selection and it is processed into a time-frequency image by synchroextracting transform. The feasibility of using synchroextracting transform and convolutional neural networks for fault line selection in active distribution networks is analyzed. A complete flowchart of the proposed method is designed; the evaluation indicators and verification experiments are described; the verification experiments and comparative experiments are implemented. The experimental results show that under conditions of high resistance faults and noise interference, the proposed line selection method has a higher accuracy rate than existing methods, with an increase in accuracy of 3.09% and 4.12% respectively.

Keywords: active distribution network; single-phase grounding fault line selection; synchroextracting transform; convolutional neural networks

基金项目:山东省自然科学基金项目(ZR2022ME097)。 Shandong Provincial Natural Science Foundation(ZR2022ME097).

## 0 引言

为充分消纳风能、太阳能等清洁能源,分布式电源(distributed generation, DG)被大规模接入配电

网<sup>[1]</sup>,传统的单端供电配电网演变为有源配电网<sup>[2-3]</sup>。 有源配电网发生单相接地故障后,为避免故障长期 存在而发展为相间故障,要求能及时、准确地选出故 障线路。相比于传统配电网,有源配电网拓扑结构 更加复杂<sup>[4]</sup>,源网储荷等运行特性发生了深刻变 化<sup>[5-6]</sup>。特别是出现单相接地故障电流幅值进一步 受限,短路功率方向不固定,谐波含量更高等新特 点,导致有源配电网中发生单相接地故障时,故障线 路与非故障线之间的差异更加难以量化区分,进而 导致现有方法的选线准确率较低。

针对有源配电网故障选线准确率较低的问题, 已有研究从模型驱动方法和数据驱动方法两方面取 得了较多成果。

模型驱动方法包括故障特征选线法和特征信号 注入法。故障特征选线法通过分析故障线路和非故 障线路在电流稳态分量或暂态分量幅值、相位等方 面差异实现选线。但在高过渡电阻、经消弧线圈接地 的情况下,电流稳态分量的幅值、相位的差异不明 显<sup>[7]</sup>;在小故障初相角、强噪声情况下电流暂态分量 的特征差异也不明显,上述情况均易导致选线错误。 特征信号注入法通过检测外部人为注入的非工频信 号在故障时的变化情况选出故障线路,然而外部注入 信号本就微弱,在高阻接地故障下更难以被检测,对 信号检测的灵敏度要求较高,现场实用化困难。由此 可见,模型驱动选线方法普遍存在受噪声影响大、特 定故障条件下选线准确率和灵敏度均较低的问题。

为提高选线方法适应高阻接地、低信噪比的 能力,已有研究将数据驱动方法引入有源配电网 故障选线领域<sup>[8]</sup>。数据驱动方法的基本思路是将 故障选线问题转化为二分类或多分类问题,利用 分类器实现故障样本的分类,把故障样本分为故 障线路和非故障线路以实现选线功能。早期多采 用机器学习算法,依靠人工提取电压、电流等故障 特征,将故障特征输入支持向量机等简单分类器 选出故障线路。机器学习算法依靠人工选取故障 特征<sup>[9-10]</sup>,选取的特征优劣将直接影响选线准确 率,导致其自动化程度较低,受主观性制约严重, 泛化性能较差。

在数据驱动选线方法的进一步研究中,又引入 了能自动提取特征的深度学习算法。卷积神经网络 (convolutional neural networks, CNN)是一类性能优越 的深度学习算法,已成功应用于单相接地故障选线 领域。一般算法流程包括将海量的故障样本转换为 二维图像用于训练 CNN,完成模型训练,再将待识别 的故障样本输入到 CNN 中, CNN 利用输入时频图中 的频率分量<sup>[11]</sup>、频率变化率及能量分布<sup>[12]</sup>等特征差 异实现特征的提取,完成故障选线<sup>[13-14]</sup>。

对故障样本的处理通常是采用时频变换方法将 故障电压、电流的一维数据转换为二维图像的时频 图。有源配电网单相接地故障后零序电流在暂态过 程中呈现出高频的特征<sup>[15]</sup>。然而,常用的短时傅里 叶变换(short time fourier transform,STFT)、小波变换 (wavelet transform,WT)等传统时频分析法生成的时 频图,在信号的高频部分的时频分辨率低<sup>[16]</sup>,所以通 过 STFT、WT 处理出的零序电流时频图难以精确表 征零序电流暂态过程的真实频率分量、频率变化率 及能量分布,表征故障线与非故障线差异的能力低 等问题,造成故障选线准确率低。

新型的同步提取变换(synchroextracting transform, SET)得到的时频图具有极高的时频分辨率<sup>[17]</sup>,通过保留在时频脊线位置处的时频系数,以达到时频聚焦、提高时频分辨率的目的<sup>[18]</sup>,已应用于机械故障诊断等领域,具备应用于配电网故障选线领域的潜力。

为解决现有时频分析法表征故障线和非故障线 差异的能力不足、导致有源配电网故障选线准确率 低的问题,提出一种基于同步提取变换及卷积神经 网络的 SET-CNN 故障选线方法。首先利用 SET 处 理有源配电网各支路零序电流波形图得到高分辨率 时频图,用于训练 CNN 和超参数寻优;然后利用训 练完毕的 CNN 实现对新样本的故障选线。还开展 不同时频分析法、不同深度学习模型的对比实验,结 果表明,所提 SET-CNN 方法相较于现有深度学习的 方法,可以将选线准确率进一步提高。

## 1 有源配电网单相接地故障的序电流特性 分析

相比于无源配电网,DG接入后的有源配电网发 生单相接地故障时,故障电流特性发生变化。以图1 所示的简单有源配电网为例分析单相接地故障电流

66
特性。图中T<sub>1</sub>为主变压器,采用中性点不接地方式; T<sub>2</sub>为DG并网变压器,DG采用正序分量控制策略; PCC为DG并网点;L<sub>1</sub>、L<sub>2</sub>为2条出线;QF1-QF6为 断路器;*É*为系统电源相量。

DG并网变压器中性点一般采用直接接地或不接地方式。由于直接接地会导致单相接地故障时故障跳闸、中断供电,影响供电可靠性<sup>[19]</sup>,因此 DG 并网变压器 T<sub>2</sub>通常采用中性点不接地方式,确保配电网仍为非有效接地。





当图 1 所示电网中无 DG 接入时对应于无源配 电网, f1 处发生单相接地故障时,分别建立无源配电 网和有源配电网的故障复合序网, 如图 2 所示。





图 2 中的量,下标(1)、(2)及(0)分别表示正序、 负序及零序。*Z*<sub>T1</sub>为主变压器 T<sub>1</sub>的阻抗;*Z*<sub>L11</sub>为母线 Bus1 与故障点之间的线路阻抗;  $3Z_{\text{NGI}(0)}$  为变压器 T<sub>1</sub> 的中性点对地零序阻抗;  $Z_{C\Sigma(0)}$  为系统对地电容容抗 的和,  $Z_{C\Sigma(0)} = Z_{CI(0)} // Z_{C2(0)}$ , 其中,  $Z_{CI(0)}$  为 L<sub>1</sub>中母线 Bus1 到故障点的对地电容 C<sub>1</sub> 的零序容抗;  $Z_{C2(0)}$  为 L<sub>2</sub>的对地电容 C<sub>2</sub> 的零序容抗;  $Z_{T2}$  为变压器 T<sub>2</sub>的阻 抗;  $Z_{L12}$  为故障点 f<sub>1</sub> 到 DG 并网点 PCC 之间的线路阻 抗;  $i_{f(1)}$  和  $i'_{f(1)}$  分别为无源配电网和有源配电网故障 点电流的正序相量分量;  $i_{p}$  和  $i'_{p}$  分别为无源配电网 及有源配电网的线路 QF3 处的电流相量;  $i'_{pcc}$  为 PCC 处的电流相量;  $i_{pc}$  为 DG 处的电流向量。

根据图 2(a),无源配电网故障点电流的正序分量 *i*<sub>(11</sub>)可表示为

$$\dot{I}_{f(1)} = \frac{E}{Z_{\text{TI}(1)} + Z_{\text{LII}(1)} + Z_{\text{TI}(2)} + Z_{\text{LII}(2)} + Z_{\text{LII}(0)} + Z_{\text{C}\Sigma(0)}} \quad (1)$$

进一步求得无源配电网线路 QF3 处的序电流关 系满足

$$\dot{I}_{P(1)} = \dot{I}_{P(2)} = \dot{I}_{P(0)} = \dot{I}_{f(1)}$$
 (2)

另外,根据叠加定理求得图 2(b)的有源配电网 故障点电流的正序分量 *i*<sub>(1)</sub>为

$$\dot{I}_{f(1)}' = \dot{I}_{m}' + \dot{I}_{n}'$$
(3)

式中: $\dot{I}_{m}$ 为系统电源  $\dot{E}$  提供的电流相量, $\dot{I}_{n}$ 为 DG 提供的电流相量。

 $i'_{m}$ 和 $i'_{n}$ 如式(4)所示。

$$\begin{aligned} \dot{I}_{m}^{'} &= \frac{\dot{E}}{Z_{TI(1)} + Z_{L1I(1)} + Z_{L1I(0)} + Z_{TI(2)} + Z_{L1I(2)} + Z_{C\Sigma(0)}} \\ \dot{I}_{n}^{'} &= \frac{\dot{I}_{DG}^{'}(Z_{TI(1)} + Z_{L1I(1)})}{Z_{TI(1)} + Z_{L1I(1)} + Z_{TI(2)} + Z_{L1I(2)} + Z_{L1I(0)} + Z_{C\Sigma(0)}} \\ &= 4 \text{ meta mode BOF3} \text{ where } \Delta \text{ meta} \text{ meta} \text{ mode } \Delta \text{ meta} \text{ m$$

能电网线路QF5处的序力重电视力加入:

$$\dot{I}_{p(1)}' = \dot{I}_{f(1)}' - \dot{I}_{DG}'$$
(5)

$$\dot{I}_{p(0)}' = \dot{I}_{f(1)}'$$
(7)

对比式(1)和式(4),可见用于计算 $i_{f(1)} \subseteq i_{m}$ 的 公式完全一致,因此 $i_{f(1)} = i_{m}$ 。由式(2)、式(3)和式 (5)可知,无源配电网和有源配电网保护安装处的正 序电流分别为 $i_{P(1)} = i_{f(1)} = i_{m}$ , $i_{P(1)} = i_{f(1)} - i_{DG}$ 。而由 式(3)可知 $i_{n} - i_{DG} < 0$ ,得到 $i_{m} + i_{n} - i_{DG} < i_{m}$ ,即  $i_{p(1)} < i_{m}$ ,因此,有源配电网中线路QF3处的正序电 流小于无源配电网同一位置的正序电流。

由于有源配电网中, (Z<sub>TI(1)</sub> + Z<sub>LII(1)</sub>)远小于 (Z<sub>TI(2)</sub> + Z<sub>LII(2)</sub> + Z<sub>LII(0)</sub> + Z<sub>CΣ(0)</sub>),所以DG提供的故 障点电流  $\dot{I}'_{n} \approx 0$ ,式(3)中的  $\dot{I}'_{f(1)} = \dot{I}'_{m^{\circ}}$  由式(2)和式 (6)可知,  $\dot{I}_{P(2)} = \dot{I}_{f(1)} = \dot{I}'_{m}$  且  $\dot{I}'_{P(2)} = \dot{I}'_{f(1)} = \dot{I}'_{m}$ ,因此,  $\dot{I}_{P(2)} = \dot{I}'_{P(2)}$ ,即有源配电网中线路 QF3 处的负序电流 与无源配电网同一位置的负序电流一致,DG 接入不 会影响负序电流。同理,由式(2)、式(6)和式(7)可 知, $\dot{I}_{P(0)} = \dot{I}'_{f(1)} = \dot{I}'_{m}$ 且  $\dot{I}'_{P(0)} = \dot{I}'_{P(0)}$ , 即 DG 接入不会影响零序电流。

按照上述分析思路,详细对比了不同 DG 容量 和不同故障位置的序电流结果,均符合上述结论。 由于零序电流不受 DG 接入的影响,因此可以选择 零序电流作为有源配电网故障选线的特征量。

#### 2 基于SET-CNN的故障选线方法

#### 2.1 SET基本原理及用于选线的可行性

为提高零序电流时频图体现故障线与非故障线 之间差异的能力,将具有高频率分辨率的SET引入 有源配电网单相接地故障选线领域。

SET 的基本原理阐述如下。设瞬时幅值为A、瞬时频率为 $\omega_0$ 的连续信号s(t)为

$$t) = A \cdot e^{i\omega_0 t} \tag{8}$$

式中:t为时间;i为虚数单位。

信号s(t)的STFT结果 $G_{e}(t,\omega)$ 为

*s*(

$$G_{e}(t,\omega) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \hat{s}(\xi) \cdot [\hat{g}_{\omega}(\xi)]^{*} d\xi$$
  
$$= \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} 2\pi A \cdot \delta(\xi - \omega_{0}) \cdot e^{i\xi t} \cdot \hat{g}(\omega - \xi) d\xi$$
  
$$= A \cdot \hat{g}(\omega - \omega_{0}) \cdot e^{i\omega_{0}t}$$
(9)

式中: $\omega$ 为角频率;[]<sup>\*</sup>为共轭计算; $\delta(\cdot)$ 为脉冲函数;  $\hat{s}(\xi), \hat{g}_{\omega}(\xi)$ 分别为s(t)、窗函数 $g_{\omega}(\cdot)$ 的STFT结果。

则信号s(t)的SET变换结果 $T_e(t,\omega)$ 为

$$T_{e}(t,\omega) = G_{e}(t,\omega) \delta[\omega - \omega_{0}(t,\omega)]$$
(10)

式中:脉冲函数 $\delta[\omega - \omega_0(t,\omega)]$ 为同步提取算子 (synchroextracting operator, SEO), 如式(11)所示。

$$\delta\left[\omega - \omega_0(t,\omega)\right] = \begin{cases} 1, \omega = \omega_0 \\ 0, \omega \neq \omega_0 \end{cases}$$
(11)

 $G_{e}(t,\omega)$ 的瞬时频率 $\omega_{0}(t,\omega)$ 为

$$\omega_0(t,\omega) = -i \cdot \frac{\partial_t G_e(t,\omega)}{G_e(t,\omega)}$$
(12)

式中: $\partial_t G_e(t, \omega)$ 为 $G_e(t, \omega)$ 对时间t的偏导数。

由于窗函数的限制,式(9)中的 STFT 结果  $G_e(t,\omega)$ 会在[ $\omega_0 - \Delta, \omega_0 + \Delta$ ]的范围内均存在非 0 值<sup>[17]</sup>,而真实的零序电流信号应仅在瞬时频率 $\omega_0$ 处存在非0值。这证明STFT表征的零序电流频率分量、频率变化率及能量分布并不精确。式(10)中SET结果 $T_e(t,\omega)$ 为脉冲函数SEO与 $G_e(t,\omega)$ 的乘积,只有当 $\delta[\omega - \omega_0(t,\omega)] \neq 0$ 且 $G_e(t,\omega) \neq 0$ 时,  $T_e(t,\omega)$ 才有非0值。而脉冲函数的性质表明,SEO 仅在 $\omega = \omega_0$ 处不为0。因此式(10)仅在瞬时频率 $\omega_0$ 处存在非零值,可见SET具有更高频率分辨率。

实际用于故障选线的特征量是零序电流,通过 与其他时频方法的对比,验证 SET 处理零序电流信 号时具备较高频率分辨率的特性。以图 1 配电网 中 L<sub>1</sub>线路*f*1处单相接地故障为例,采集故障线路保 护安装处测量的零序电流信号,如图 3(a)所示。对 零序电流信号分别实施 STFT 变换、WT 变换和 SET 变换,得到如图 3(b)、图 3(c)和图 3(d)所示的时 频图。





观察图 3(b)的 STFT 结果和图 3(c)的 WT 结 果,发现这 2 个时频分析结果的频率分辨率较低, 无法精确表征零序电流暂态过程的频率分量和频 率变化;而且稳态过程中,本该只出现在工频处的能 量也扩散到了 0~100 Hz。这表明 STFT 和 WT 无法 精确表征图 3(a)所示的零序电流的特征。

从图 3(d)所示 SET 结果可以看出,零序电流暂态过程的频率分量集中在 50 Hz 和 200~600 Hz,且 400~600 Hz 的频率分量含量相对较少;稳态过程的能量也只存在 50 Hz 处。因此,相比与 STFT 和 WT,SET 的频率分辨率更高,能更准确表征零序电流的特性。

#### 2.2 CNN基本结构

由 2.1 节分析可知,故障后零序电流在频率分量、频率变化率及能量分布等方面的特征能通过 SET 时频分析结果充分表达。而 CNN 广泛应用于电机、电力系统等领域<sup>[20-21]</sup>的故障特征提取,具备较强的特征提取能力。

CNN 基本结构如图 4 所示,包含输入层、隐含层 及输出层。输入层完成时频图的分批次输入;隐含 层包括卷积层和池化层;输出层输出最终的分类 结果。

卷积层用于提取输入时频图的特征。卷积层由 多个特征映射组成,每个特征映射均由1个卷积核 通过卷积操作从输入时频图中获取。

卷积操作的过程如式(13)所示。

$$\boldsymbol{U}_{a}^{[1]} = \sum_{l=1}^{C} \boldsymbol{U}_{a} \otimes \boldsymbol{W}_{l} + \boldsymbol{b}_{C}$$
(13)

式中: $U_a$ 为输入 CNN 的特征图矩阵; $\otimes$ 为卷积操作符; $W_l$ 为第l个卷积核的权重矩阵; $b_c$ 为卷积层的偏

置;C为卷积核的数量。

池化层以卷积层的输出为输入<sup>[22]</sup>,用于压缩特 征数量。全连接层对提取的所有特征映射进行整合 并分类,实现分类器功能。全连接层输出 *M* 个概率 值,对应于 *M* 条线路中每条线路为故障线路的概率, *M* 个概率值和为 1,最大概率值对应的线路即为 CNN 选出的故障线路。



Fig.4 Basic structure of CNN

#### 2.3 SET-CNN的故障选线流程

所设计的基于 SET-CNN 的有源配电网接地故 障选线方法流程如图 5 所示。故障选线方法的主要 步骤包括:

1)采集各线路的零序电流数据。

在 PSCAD 仿真软件中搭建有源配电网接地故障仿真模型,设置故障参数,获取零序电流故障数据 作为故障选线的输入数据。

2)生成零序电流的 SET 时频图。

对获取的零序电流故障数据做预处理,生成可 用于 CNN 训练的 SET 时频图。预处理包括图 6 所 示的 5 个步骤。





Fig.5 Flowchart of fault line selection based on SET-CNN





Fig.6 Flowchart of generating SET time-frequency image according to zero sequence currents

a)零序电流归一化。

由于故障线路和非故障线路的零序电流幅值差 异大,若直接用于生产时频图,在后续训练过程中, CNN 会逐渐过度关注尺度较大的特征权重,逐渐忽 视尺度较小但相同重要的特征,这会影响 CNN 模型 的训练效率及泛化能力。为此,将不同线路的零序电 流先进行归一化处理,减少尺度差异,以避免幅值差 异造成的 CNN 训练效率低、泛化能力下降的问题。 归一化的具体步骤如下:对于包含 M 条线路的 配电网,获取的某个时间段内所有线路零序电流的 集合为

山东电力技术

$$u_{M(0)} = \{ i_{1(0)}, ..., i_{k(0)}, ..., i_{M(0)} \}$$
(14)

式中: $i_{k(0)}$ 为第k条线路的零序电流,可具体表示为  $i_{k(0)} = \{i_{k1(0)}, ..., i_{kj(0)}\}, j 为 i_{k(0)}$ 中元素的个数。

将 *i*<sub>*kx*(0)</sub> 按式(15) 做归一化处理, 归一化后的数 据为 *i*<sup>'</sup><sub>*kx*(0)</sub>。归一化后的 *i*<sup>'</sup><sub>*kx*(0)</sub> 中所有元素的值域为 [0, 1]。

$$\dot{i}_{kx(0)} = \frac{\dot{i}_{kx(0)} - \dot{i}_{(0)\min}}{\dot{i}_{(0)\max} - \dot{i}_{(0)\min}}$$
(15)

式中: $i_{(0)\max}$ 为集合 $I_{M(0)}$ 中所有元素的最大值; $i_{(0)\min}$ 为集合 $I_{M(0)}$ 中所有元素的最小值。

b)生成 STFT 时频图。利用式(9),对归一化后的零序电流  $i'_{k(0)}$  实施 STFT,得到含单一线路零序电流的 STFT 时频图。

c)生成 SET 时频图。根据式(10),将 b)获取的 STFT 结果与同步提取算子相乘,得到 SET 结果。

d)零序电流时频图的拼接。在 c)中得到的每张 零序电流时频图仅包含1条线路的零序电流特征。 再将从各支路分别获取到的零序电流时频图按 2 × (*M*/2)的排列方式拼接成1张包含所有线路零序电 流的完整时频图。

e)给时频图贴标签。修改 SET 时频图的文件 名,用以标注样本标签,标签位置为文件名的最后 2 位,以数字 k<sub>0</sub>表示"第 k<sub>0</sub>条线路发生故障,其余线路 未发生故障"。

3)将时频图样本划分为训练集、验证集及测 试集。

按 8:1:1 的比例,采用随机抽取的方式将零序 电流时频图划分为训练集、验证集和测试集。训练 集和验证集用于训练 CNN 和确定最优超参数,测试 集测试泛化性能。

4) 搭建 CNN 模型。

首先搭建 CNN 模型,包括  $n_c$  个卷积层、 $n_p$  个池 化层及  $n_F$  个全连接层。然后根据调参经验设置 CNN 的初始超参数,初始超参数包括 CNN 模型中  $n_c$ 、 $n_P$ 、 $n_F$  的数值、批数量 Batch size 及学习率 Leaning rate。

5)训练 CNN 及超参数优化。

将训练集中的图像按照 Batch size 分批次输入 CNN模型中训练,根据损失值最小准则更新 CNN模 型超参数。直至验证集中图像的识别准确率不再提 高时,训练过程结束,确定此时的超参数值为模型训 练后的最优超参数值。

6)测试 CNN 模型的泛化性能。

将测试集中图像的选线准确率作为评判 CNN 模型的泛化性能的评价指标。测试集中图像的识别 准确率越高,模型的泛化性能越好;反之,模型的泛 化性能越差。

#### 3 仿真实验及分析

#### 3.1 有源配电网仿真模型

为获取用于训练 CNN 的单相接地故障数据,在 PSCAD 中搭建如图 7 所示 10 kV 有源配电网仿真模型。模型中共包含 6 条出线,既包括架空线路也包括电缆线路,各条线路长度已标注于图 7 中。故障 点按如下原则设置:电缆线路每隔 1 km 设置 1 个故 障点,架空线路每隔 4 km 设置 1 个故障点,共计设 置 30 个故障点。



图7 10 kV 配电网结构图



其他故障条件设置如下:变压器中性点接地方 式分别设为不接地、经消弧线圈接地和经电阻接地, 其中经消弧线圈接地时设置过补偿度为5%和 10%,共计4种接地方式;分别设置0Ω、1Ω、10Ω、 100Ω、1000Ω、1500Ω和2000Ω共7种过渡电阻 数值;故障初相角按0°至360°范围内步长30°设置, 共12个初相角度;故障相别分别取为ABC相3种故 障类型。按上述故障条件实施仿真实验,采集各线路始端保护安装处零序电流波形,共生成 30×4×7× 12×3=30240 组零序电流数据。

#### 3.2 SET 时频图处理

以图 7 所示仿真模型中 L<sub>1</sub>发生单相接地故障 为例说明 SET 时频图的获取过程。采集各出线保 护安装处的零序电流数据,数据采集时间段为故障 前 3 周波、故障后 7 周波,采样频率为 10 kHz。故 障后各线路的零序电流波形拼接成的波形如图 8 所示。



图 8 6条输电线路的零序电流波形图 Fig.8 Zero sequence current waveforms of six lines

对每一条线路的零序电流数据实施 SET 变换得 到各线路的 SET 时频图,再按照与波形图相同的顺 序拼接为1张完整6条线路的 SET 时频图,如图9 所示。

CNN 属于有监督学习,训练样本应事先标注 有明确的类别标签,标签通过文件名最后2位标 注。时频图样本文件名的其他字段含义如图10 所示。



图 9 6条线路的 SET 时频图 Fig.9 SET time-frequency image of 6 lines



图 10 零序电流时频图的文件名 Fig.10 File name of the zero sequence current time-frequency image

#### 3.3 CNN的超参数优化

本文实验均在一台 16 G 内存和 3 GHz CPU 的 计算机上实现,计算机的操作系统为 Windows 10, CNN 由 Python 3.7 和 TensorFlow 2.1 深度学习框架 构建,零序电流数据的处理由 MATLAB 2016b 实现。

卷积层数量、Batch size 等超参数对 CNN 性能 有重要影响,训练过程中通过设置不同的超参数间 接改变 CNN 参数等训练结果。默认的超参数一般不 能使 CNN 的性能达到最优状态,因此 CNN 的训练过 程中的超参数寻优是关键步骤,流程如图 11 所示。

开始



Fig.11 CNN training process

CNN 模型中  $n_{c}$ 、 $n_{P}$ 、 $n_{F}$ 、Batch size 及 Learning rate 等超参数独立影响模型的表现<sup>[23]</sup>,关联性弱,改变其 中某个超参数的数值对其余超参数的影响较小,因 此可以采用控制变量法逐个确定各超参数的最 优值。

经过寻优,获得 CNN 结构的超参数如表 1 所示。其他关键超参数最优值分别为 Learning rate 为 0.000 1, Batch size 为 16, Iteration 为 25。

Table T Hyperparameter settings of CNN structure				
结构	超参数	数值		
卷积层1	卷积核的个数	20		
	卷积核的尺寸	3×3		
	激活函数	ReLU		
池化层1	池化窗的尺寸	3×3		
卷积层2	卷积核的个数	20		
	卷积核的尺寸	3×3		
	激活函数	ReLU		
池化层2	池化窗的尺寸	3×3		
卷积层3	卷积核的个数	20		
	卷积核的尺寸	3×3		
	激活函数	ReLU		
池化层3	池化窗的尺寸	3×3		
全连接层1	神经元的个数	6		
	激活函数	Softmax		
全连接层 2	神经元的个数	6		
	激活函数	Softmax		

表1 CNN的结构超参数 1 Hyperparameter settings of CNN str

#### 3.4 评价指标

使用选线准确率和交叉熵损失函数等2个评价 指标评价方法性能。

选线准确率 k<sub>ACC</sub> 定义为

$$k_{\rm ACC} = \frac{N_{\rm T}}{N_{\rm S}} \times 100\% \tag{16}$$

式中:N<sub>T</sub>为正确识别出的样本数量;N<sub>s</sub>为输入样本 总数量。

交叉熵损失函数值 Lc 定义为

$$L_{\rm c} = -\frac{1}{M} \sum_{k=1}^{M} \hat{P}_k \ln(P_k)$$
(17)

式中:M为线路数量; $\hat{P}_{k}$ 为第k条线路发生单相接地 故障的概率,取 $\hat{P}_{k} = 100\%$ ; $P_{k}$ 为 CNN 预测出第k条 线路发生单相接地故障的概率。

交叉熵损失函数表示 CNN 输出的预测概率与 100% 之间的差异。交叉熵损失函数值越低,表明 CNN 对训练样本的拟合能力越强;反之,越弱。

#### 3.5 性能验证

现有技术的选线准确率在 90% 左右<sup>[24]</sup>,本研究 取选线准确率 95% 为性能判断依据。将测试集的 3 024 个样本输入 3.3 节训练完毕的 CNN 模型中, CNN 模型正确识别出 3 014 个样本,计算得到测试 集中样本的选线准确率为 3 014/3 024×100% = 99.66%。可见,所提方法可有效选出故障线路。 3.5.1 不同时频分析法对比

除已处理的 SET 时频图外,将训练集和验证集中 的零序电流数据再分别处理成 STFT 时频图、WT 时频 图及波形图(waveforms,WF)。然后将这些的训练集、 验证集中的图像输入同一个 CNN 模型中训练 CNN。

每遍历1次训练集后使用验证集得到1组选线 准确率和损失函数值,共遍历训练集50次,得到验 证集对应的50个选线准确率和交叉熵损失函数值, 如图12所示。







由图 12(a)可知,WF-CNN 选线准确率最低, SET-CNN、STFT-CNN、WT-CNN 的最高选线准确率 分别为 99.65%、97.96%、97.12%,SET-CNN 选择准 确率比其他方法中最高的 STFT-CNN 还高 1.69%, 表明 SET-CNN 选线性能最好。

由图 12(b)可知,SET-CNN 的交叉熵损失函数 相比另外 3 种选线方法中最低的 STFT-CNN 还要低 0.05%,而且 SET-CNN 的交叉熵损失函数值仅为约 0.01%,表明在 SET-CNN 选线方法具有最好的抗干 扰能力。

为了对比不同方法的泛化性能,再将测试集中 的零序电流数据分别处理成STFT 时频图、WT 时频 图及WF。然后将测试集图像分别输入训练完毕的 CNN 模型,得到选线准确率如图 13 所示。





图 13 表明 SET-CNN 方法选线方法准确率最高,为 99.66%; WF-CNN 的选线准确率最低,为 96.30%,说明 SET-CNN 泛化能力更强。

实际工程现场获取到的零序电流信号本就微

弱,更易受到各种干扰,影响选线方法的性能。为了 验证所提方法的抗干扰性能,对比分析不同方法在 叠加噪声时的性能。

将测试集中3024个样本对应的故障原始数据, 依次叠加信噪比为20dB、25dB、30dB、35dB及 40dB的高斯白噪声,然后将含噪声的故障数据分别 处理成波形图和时频图,再将测试集样本输入训练 完毕的CNN模型,训练时使用的样本未叠加噪声。 获取到各种方法的测试集选线准确率如表2所示。 由表2可知,在信噪比25~40dB的条件下,SET-CNN的选线准确率最高。

表 2 叠加噪声时选线准确率对比 Table 2 Comparison of line selection accuracy with noise

进建士计	无噪声选线	不同信噪比下选线准确率 / %				
远线力法	准确率/%	$40 \; \mathrm{dB}$	$35 \ \mathrm{dB}$	$30 \; \mathrm{dB}$	$25 \ \mathrm{dB}$	$20 \; \mathrm{dB}$
WF-CNN	96.30	83.52	77.87	76.73	74.59	69.97
WT-CNN	97.18	82.17	81.95	81.72	81.27	77.15
STFT-CNN	96.57	82.64	81.76	79.44	77.18	73.94
SET-CNN	99.66	86.46	86.07	85.39	83.02	76.15

经高过渡电阻单相接地故障时,零序电流幅值 低、故障特征不明显,相比于低过渡电阻时更难选出 故障线路。为验证所提方法在高阻条件下的优越 性,对比所提方法与现有方法在高阻情况下的选线 性能。

根据高阻故障仿真的实验结果,重新划分训练 集、验证集和测试集。将过渡电阻 R<sub>f</sub> = 1000 Ω, 1500 Ω, 2000 Ω 的样本视为高阻故障,这3 种过渡电阻下共获取到 12960 个故障数据,每种过 渡电阻包含 4 320 个故障数据,从每种电阻的故障数 据中随机选取 1008 个故障数据,共计得到 3 024 个 故障数据作为测试集,其余故障数据归入训练集和 验证集。如此设计的目的是在确保训练集、验证集 和测试集比例为 8:1:1 的前提下,使得测试集全部 为高阻故障数据。得到测试集选线准确率如表 3 所示。

由表 3 可知,4 种选线方法均存在过渡电阻增加,选线准确率下降的现象。所提的 SET-CNN 方法

在过渡电阻为1000 Ω 时选线准确率高于其他方法 3.09% 以上,1500 Ω 时高于其他方法 2.06% 以上, 2000 Ω 时高于其他方法 1.37% 以上。可见 SET-CNN 在高阻故障时选线性能最好。

表3 高阻故障的选线准确率对比

Table 3 Comparison of line selection accuracy during high resistances fault

	不同过渡电阻下选线准确率/%				
见线力伝	1 000 Ω	1 500 Ω	2 000 Ω		
WF-CNN	86.27	85.58	82.15		
WT-CNN	92.22	90.85	89.36		
STFT -CNN	93.36	92.45	88.33		
SET -CNN	96.45	94.51	89.70		

#### 3.5.2 不同深度学习模型对比

为验证所提方法使用 CNN 选线的优越性,与常见的 AlexNet 模型和 VGG16 模型作对比实验。 AlexNet和 VGG16 是图像分类领域的 2 个经典模型,具有较强的图像分类能力,且已在变压器故障诊断、输电线路故障识别等领域成功应用。使用 SET时频图作为输入数据,分别利用 3 种模型获取验证集的选线准确率和交叉熵损失函数,如图 14 所示。





learning methods

由图 14(a)可知,3 种深度学习模型的选线准确 率均在 95% 以上,说明这 3 种深度学习模型都具有 较好的选线性能。由图 14(b)的交叉熵损失函数图 中可以看出,在整个 50 次遍历过程中,SET-CNN 的 交叉熵损失函数一直最小,维持在 0.1~0.15,且平 稳、波动小,证明其拟合能力最强。

通过统计模型训练时间,对比3种方法的在训 练效率上的差异。取相同的超参数Batch size为16, Learning rate为0.0001。从30240张SET 时频图样 本中随机抽取20000和10000张分别作为训练样 本,在不同训练样本数量或不同训练集遍历次数下, 分别获取3种方法的训练时间,列入表4。

表4 不同深度学习模型的训练时间对比 Table 4 Comparison of training time for different deep learning methods

方法	训练样本 数量/张	训练集遍 历次数/次	训练时间/s
	20 000	50	5 756.861
所提方法	20 000	40	4 759.334
	10 000	50	3 001.137
	20 000	50	8 086.330
基于 AlexNet 模型的方法	20 000	40	6 732.739
	10 000	50	3 835.665
	20 000	50	10 925.018
基于 VGG16 模型的方法	20 000	40	9 738.496
	10 000	50	5 291.079

表4结果表明,在相同的训练样本数量及训练 集遍历次数条件下,CNN训练时间最短,效率最高; VGG16训练时间最长,效率最低。

利用测试集中的 SET 时频图测试 3 种方法的泛 化性能,获取各自的选线准确率,如图 15 所示。

从图 15 可以看出 SET-CNN 的选线准确率最高,为 99.66%,表明相较于 SET-AlexNet 和 SET-VGG16,SET-CNN 泛化能力最强。

对比3种深度学习模型在高阻情况下的选线性能,实验方法、步骤均与3.5.1节中涉及的高阻实验 一致。将获得的选线准确率结果列入表5。





表5 不同深度学习模型在高阻故障的选线准确率对比 Table 5 Comparison of line selection accuracy of different deep learning methods during high resistances fault

<del></del>	不同过渡电阻下选线准确率/%				
刀莅	1 000 Ω	1 500 Ω	2 000 Ω		
所提方法	96.45	94.51	89.70		
基于 AlexNet 模型的方法	95.88	94.16	88.67		
基于 VGG16 模型的方法	96.11	94.51	89.47		

结果表明3种方法的选线准确率都随过渡电阻 增大而下降。且在同一个过渡电阻阻值条件下, SET-CNN的选线准确率均高于另2种方法,抗高阻 性能更优。

通过给测试集中的 SET 时频图样本叠加噪声分析 3 种方法的抗噪声性能。不同信噪比情况下的选 线准确率如表 6 所示。

表6	叠加噪声时不同深度学习模型选线准确率对比
Table 6	Comparison of line selection accuracy with noise
	based on different deep learning methods

	无噪声选线	不同信噪比下选线准确率 / %					
刀伝	准确率 / %	40 dB	35 dB	$30~\mathrm{dB}$	25 dB	20 dB	
所提方法	99.66	86.46	86.07	85.39	83.02	76.15	
基于 AlexNet 模型的方法	98.51	95.96	93.63	91.64	82.06	50.76	
基于 VGG16 模型的方法	95.11	82.30	82.11	81.84	80.69	75.05	

实验结果表明,叠加不同信噪比噪声时所提方法的选线准确率均全面高于 VGG16 模型。与 AlexNet 模型的选线准确率对比,在无噪声和较低信噪比情况 下,所提方法选线准确率高于 AlexNet 模型。

实验过程表明,处理故障后零序电流数据、完成 故障选线的时间分别为 0.405 s 和 0.015 s,总耗时 0.42 s,选线时间远小于 10 s<sup>[25]</sup>,可以满足实时计算 需求。所建立的 CNN 模型参数文件约为 625 MB,现 场设备足以满足该硬件资源需求。另外,本文训练 样本来源于含 6 条线路的配电网模型,训练完毕的 CNN 模型仅能识别含 6 条线路的配电网,虽然从原 理上所提方法适用于不同数量线路的配电网,但是 需要重新训练模型。

#### 4 结论

针对现有时频分析方法分辨率低难以准确反映 故障线和非故障线差异而导致选线准确率低的问题,提出了一种基于 SET 与 CNN 的有源配电网单相 接地故障选线方法,得到以下研究结论:

1)DG 接入不会影响配电网零序电流特征和分 布情况,因此可以选择零序电流作为有源配电网故 障选线的特征量。

2)所提的 SET-CNN 选线方法不受中性点接地 方式、故障类型、故障位置、过渡电阻、故障初相角等 因素影响,选线准确率最高可达 99.66%。

3)从不同时频分析方法和不同深度学习模型 2 个维度,分析验证了 SET-CNN 选线方法的优越性能, 该方法在选线准确率、交叉熵损失函数、泛化能力、抗 高阻能力和抗噪声能力等方面均优于现有方法。

下一步拟建立双层优化模型实现超参数全局最优,以进一步提高选线准确率、降低交叉熵损失函数 值。并将所提方法推广到有源配电网接地故障定 位、故障测距和故障相识别等领域。

#### 参考文献

[1] 刘迎澍,陈曦,李斌,等.多微网系统关键技术综述[J].电网技术,2020,44(10):3804-3820.

LIU Yingshu, CHEN Xi, LI Bin, et al. State of art of the key technologies of multiple microgrids system [J]. Power System Technology, 2020, 44(10): 3804-3820.

[2] 齐韵英,许潇,殷科,等.基于深度强化学习的含储能有源配电 网电压联合调控技术[J].电力建设,2023,44(11):64-74. QI Yunying, XU Xiao, YIN Ke, et al. Voltage co-regulation technology of active distribution network with energy storage based on deep reinforcement learning [J]. Electric Power Construction, 2023,44(11):64-74.

[3] 廖思阳,皮山泉,徐箭,等.新型电力系统直控式负荷多层级 协同调控关键技术综述[J].高电压技术,2023,49(9):3669-3683.

LIAO Siyang, PI Shanquan, XU Jian, et al. Summary of key technologies of multi-level coordinated regulation of direct control load in new power system [J]. High Voltage Engineering, 2023, 49 (9):3669–3683.

- [4] DUTTA A, GANGULY S, KUMAR C. MPC-based coordinated voltage control in active distribution networks incorporating CVR and DR[J].IEEE Transactions on Industry Applications, 2022, 58 (4):4309-4318.
- [5] ZHANG T J, YU L, YUE D, et al. Two-timescale coordinated voltage regulation for high renewable-penetrated active distribution networks considering hybrid devices [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2024, 20(3): 3456-3467.
- [6] 张浩鹏,李泽宁,薛屹洵,等.基于共享储能服务的智能楼宇双层优化配置[J/OL].中国电机工程学报,2024:1-12[2024-08-03]. http://kns. cnki. net / kcms / detail / 11.2107. TM. 20240 402.1440.024.html.

ZHANG Haopeng, LI Zening, XUE Yixun, et al. Bi-level optimal configuration of intelligent buildings based on shared energy storage services [J/OL]. Proceedings of the CSEE, 2024: 1-12
[2024 - 08 - 03]. http://kns. cnki. net / kcms / detail / 11.2107.
TM.20240402.1440.024.html.

- [7] CONG W, WANG Z Q, ZHANG Z J, et al. Fault judgment method for feeder in smart distribution network based on voltage phase comparison[J].IEEE Transactions on Industry Applications, 2023, 59(4):4904-4913.
- [8] 高金峰,秦瑜瑞,殷红德.基于小波包变换和支持向量机的 故障选线方法[J].郑州大学学报(工学版),2020,41(1): 63-69.

GAO Jinfeng, QIN Yurui, YIN Hongde. Fault line selection based on wavelet packet transform and support vector machine [J]. Journal of Zhengzhou University (Engineering Science), 2020, 41 (1):63-69.

[9] 陈池瑶,苗世洪,殷浩然,等.基于注意力机制-卷积神经网络的 配电网单相接地故障选线方法[J].电力建设,2023,44(4): 82-93.

CHEN Chiyao, MIAO Shihong, YIN Haoran, et al. Single-phase grounding - fault line selection method based on attention mechanism - convolution neural network for distribution network [J].Electric Power Construction, 2023, 44(4):82-93.

[10] 李梦涵,赵学文,李建琦,等.基于 VMD-SVM 的小电流接地系统故障选线方法[J].电网与清洁能源,2021,37(8):1-8.
 LI Menghan, ZHAO Xuewen, LI Jianqi, et al. Fault line selection method for small current grounding system based on VMD-SVM

 $[\,J\,].$  Power System and Clean Energy , 2021 , 37(8) : 1–8.

[11] 李卫国,许文文,乔振宇,等.基于暂态零序电流凹凸特征的配电网故障区段定位方法[J].电力系统保护与控制,2020,48 (10):164-173.

LI Weiguo, XU Wenwen, QIAO Zhenyu, et al. Fault section location method for a distribution network based on concave and convex characteristics of transient zero sequence current [J].Power System Protection and Control, 2020, 48(10):164–173.

[12] 郑燃,吴佳毅,杜浩良,等.基于零序电流TEO梯度能量的光伏场站集电线路故障选线方法[J/OL].中国电力,2024:1-8
 [2024-08-03]. http://kns. cnki. net / kcms / detail / 11.3265.
 tm.20240801.1602.004.html.

ZHENG Ran, WU Jiayi, DU Haoliang, et al.A new method for fault line selection of photovoltaic power station collection lines based on TEO energy [J/OL].Electric Power, 2024: 1–8 [2024–08–03]. http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.3265.tm.20240801.1602.004. html.

- [13] YANG L L, LI Y, WEI Z. Fa-mb-ResNet for grounding fault identification and line selection in the distribution networks [J].
   IEEE Internet of Things Journal, 2022,9(13):11115-11125.
- [14] CHENG X R, CUI B J, HOU S Z. Fault line selection of distribution network based on modified CEEMDAN and GoogLeNet neural network[J].IEEE Sensors Journal, 2022, 22(13):13346-13364.
- [15] 邓祥力,赵磊鑫,熊小伏,等.基于多元暂态特征故障度的配电
   网单相接地选线方法[J].电力系统保护与控制,2024,52(15):
   69-80.

DENG Xiangli, ZHAO Leixin, XIONG Xiaofu, et al. A singlephase grounding line selection method for a distribution network based on multivariate transient characteristic fault degree [J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(15):69-80.

- [16] 徐源超,蔡志明,孔晓鹏.基于双对数谱和卷积网络的船舶辐射 噪声分类[J].电子与信息学报,2022,44(6):1947-1955.
   XU Yuanchao, CAI Zhiming, KONG Xiaopeng. Classification of ship radiated noise based on bi-logarithmic scale spectrum and convolutional network [J]. Journal of Electronics & Information Technology,2022,44(6):1947-1955.
- [17] YU G, YU M J, XU C Y. Synchroextracting transform [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2017, 64(10): 8042–8054.
- [18] 杨阳,胡明辉,江志农,等.多分量同步提取变换驱动的无键相状态下中介轴承故障诊断[J/OL].机械工程学报,2024:1-15
   [2024 08 08]. http://kns. cnki. net / kcms / detail / 11.2187. TH.20240517.1619.041.html.

YANG Yang, HU Minghui, JIANG Zhinong, et al.Fault diagnosis of intershaft bearing without key-phase signal driven by multicomponent synchroextracting transform [J / OL]. Journal of Mechanical Engineering, 2024: 1-15 [2024-08-08]. http://kns. enki.net/kcms/detail/11.2187.TH.20240517.1619.041.html.

[19]秦苏亚,薛永端,刘砾钲,等.有源配电网小电流接地故障暂态特征及其影响分析[J].电工技术学报,2022,37(3):
 655-666.

QIN Suya, XUE Yongduan, LIU Lizheng, et al. Transient characteristics and influence of small current grounding faults in active distribution network [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2022, 37(3):655–666.

- [20] HUANG D J, ZHANG W A, GUO F H, et al. Wavelet packet decomposition-based multiscale CNN for fault diagnosis of wind turbine gearbox [J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2023, 53 (1):443-453.
- [21] YAO C X, XU S, REN G Z, et al. Online open-circuit fault diagnosis for ANPC inverters using edge-based lightweight twodimensional CNN [J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2024,39(4):3979-3984.
- [22] 雷静,李晨婧,郭亮,等.基于GAF与卷积神经网络的配电网故 障选线新方法[J].电力系统及其自动化学报,2023,35(2): 53-62.

LEI Jing, LI Chenjing, GUO Liang, et al.Novelfault feeder selection method for distribution network based on GAF and convolution neural network [J].Proceedings of the CSU-EPSA, 2023, 35(2): 53-62.

[23] 马红月,李温静,吴文炤,等.基于 CEEMDAN 和卷积神经网络的配电网故障选线新方法[J/OL].电测与仪表,2024:1-7
[2024-08-03]. http://kns. cnki. net / kcms / detail / 23.1202.
th.20220525.1613.008.html.

MA Hongyue, LI Wenjing, WU Wenzhao, et al. A new fault line selection method for distribution network based on CEEMDAN and convolutional neural network [J/OL]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2024: 1-7 [2024-08-03]. http://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1202.th.20220525.1613.008.html.

- [24] 李毅.新疆乌鲁木齐供电公司优化配网管理体系建立三道防线 提升接地故障处置效率[EB/OL].北京:国家电网报,2023. [2024-08-06].https://news.bjx.com.cn/html/20231106/1341559. shtml.
- [25] 中电联标准化中心综合标准化工作组.中压配网单相接地故障 快速开关型消弧选线装置技术要求:T/CEC 557—2021[S].北 京:中国电力出版社,2021.

收稿日期:2024-08-29

```
修回日期:2024-11-14
```

作者简介:

翟乐庆(2002),男,硕士在读,主要研究方向为电力系统继电保护;

刘益青(1977),通信作者(cse\_liuyq@ujn.edu.cn),男,博士,教授,主要研究方向为电力系统继电保护;

魏元健(2001),男,硕士在读,主要研究方向为电力系统继电保护;

徐 枫(2000),男,硕士在读,主要研究方向为电力系统继电 保护;

张宸恺(2002),男,硕士在读,主要研究方向为电力系统继电保护。

(责任编辑 娄婷婷)

DOI:10.20097/j.cnki.issn1007-9904.2025.02.008

## 基于混合海鸥优化算法的主动配电网双层规划

方 磊<sup>1</sup>, 孙光亮<sup>1</sup>, 郭 啸<sup>2\*</sup>, 孙华忠<sup>1</sup>, 王娟娟<sup>1</sup> (1.国网山东省电力公司潍坊供电公司,山东 潍坊 261021; 2.天津大学, 天津 300072)

摘要:新型电力系统环境下主动配电网的灵活性资源众多,若能统筹规划各类资源,便可实现主动配电网经济高效、安全稳定的运行。考虑不同类型的分布式电源与需求响应的影响,构建主动配电网的双层规划模型,上层规划目标是最小化年度综合成本,而下层规划则旨在使系统网络损耗最小化。提出了一种寻优能力更强、求解效率更高的混合海鸥优化算法对上层问题进行求解。采用内点法对下层问题进行求解。IEEE33算例的仿真验证结果表明,该模型使可再生能源消纳量提高18.07%,网络损耗降低51.29%,系统总成本降低7.59%。所提优化算法在求解这一模型时表现优异,算法效率相较于灰狼优化算法提高147.37%,优化得出的系统总成本降低1.91%,能够显著提升主动配电网的可靠性和经济性。 关键词:主动配电网;混合海鸥优化算法;双层规划;分布式电源;需求响应 中图分类号;TM77 文献标志码;A 文章编号:1007-9904(2025)02-0078-10

> Active Distribution Network Bi-level Planning Based on Hybrid Seagull Optimization Algorithm

FANG Lei<sup>1</sup>, SUN Guangliang<sup>1</sup>, GUO Xiao<sup>2\*</sup>, SUN Huazhong<sup>1</sup>, WANG Juanjuan<sup>1</sup>

(1. State Grid Weifang Power Supply Company, Weifang 261021, China; 2. Tianjin University, Tianjin 300072, China)

**Abstract :** In the new power system environment, active distribution networks benefit from a variety of flexible resources. By integrating and planning these resources holistically, cost-effective, safe, and stable operation of the network can be achieved. Considering the influence of various distributed energy sources and demand response, a bi-level planning model is constructed for active distribution network. The objective of the upper level is to minimize the annual composite cost, while the lower level focuses on minimizing system network losses. To solve the upper level problem, an improved seagull optimization algorithm is introduced, which possesses stronger optimization capabilities and higher solution efficiency, while the interior point method is employed to address the lower level problem. Simulation results of IEEE33 system show that renewable energy consumption increases by 18.07%, network losses are reduced by 51.29%, and the total system cost decreases by 7.59%. The proposed algorithm demonstrates superior performance in solving this model, achieving a 147.37% improvement in efficiency compared to grey wolf optimizer, and reducing the total system cost by 1.91% through optimization. These improvements suggest that the proposed model and algorithm significantly can enhance both the reliability and economy of active distribution networks.

Keywords: active distribution network; hybrid seagull optimization algorithm; bi-level planning; distributed power; demand response

#### 0 引言

近年来,新型电力系统的快速建设与配电网市场化改革的深入推进为高比例分布式电源 基金项目:国网山东省电力公司科技项目"新型电力系统环境下主动配电网源-网-荷-储协同规划方法研究"(520604230004)。 (distributed generation, DG)接入系统创造了契机<sup>[1]</sup>。 传统配电网逐步向可控化、智能化、多源化的主动配 电网 (active distribution network, ADN)转变<sup>[2]</sup>。新 型电力系统环境下的 ADN 包含众多可调资源,若能 统筹规划各类资源,进行统筹协调地互动,便能有效 提高电网的经济性和稳定性。因此,对 ADN"源-荷"进行协同规划具有重要意义。

目前,针对 ADN 协同规划的研究主要分为模型

Science and Technology Project of State Grid Shandong Electric Power Company "Research on Active Distribution Network Source-Network – Load – Storage Collaborative Planning Methods in New Power System Environment" (520604230004).

研究和算法研究两部分。模型研究方面, ADN 规划 模型主要可分为单层规划模型和双层规划模型(bilevel programming model, BPM)。基于单层规划模型 的研究中,文献[3]基于不确定的随机网络理论,提 出了一种单层 ADN 多目标规划模型。文献[4]针对 源荷不确定性,提出了一种单层 ADN 二阶段鲁棒规 划模型。文献[5]考虑实际拓展影响因素的多样性, 提出了一种考虑需求相应和 DG 不确定性的单层多 阶段规划方法。上述研究往往忽略了主动配电网源 荷储协同优化的整体性,更多地专注于单一方面,如 规划设计或调度策略。协同规划问题须兼顾规划和 运行阶段,相较于单层规划模型,BPM 能更好地描述 ADN 协同规划问题。文献[6]考虑风电不确定性,建 立了一种针对 ADN 中 DG 的 BPM,但未考虑到需求 响应(demand response, DR)的影响。文献[7]建立了 考虑各机组运行约束与新能源不确定性边界的 ADN 调度模型,然而同样未考虑到 DR 的影响。文献 [8-9]在建立 BPM 的过程中考虑了 DR 的影响,但未能 考虑多种分布式电源的不同特性,难以精确刻画系 统运行过程,实现精准规划。上述研究成果为主动 配电网的规划和运行提供了一定的理论和模型基 础。然而,对源侧、荷侧及网侧各类灵活性资源的综 合考虑尚存不足。算法方面,利用智能算法对 BPM 进行求解应用较为广泛。常见的有粒子群算 法<sup>[10-12]</sup>、遗传算法<sup>[13-16]</sup>、灰狼算法<sup>[17-18]</sup>等。规划结果 的优劣取决于智能算法的性能,与其他智能算法相 比,海鸥优化算法(seagull optimization algorithm, SOA)具备结构简单、高适应性和快速收敛等优势, 但其仍存在一些不足。首先,SOA 的寻优方式较为 单一,在复杂的优化问题中可能难以找到全局最优 解。其次,该算法过度依赖最优解,容易陷入局部最 优,特别是在处理高维度、多约束的规划问题时,其 局部搜索能力不足,导致最终结果的准确性和稳定 性受限。因此,针对 SOA 的这些不足进行改进,提 升其在 ADN 协同规划中的表现具有重要意义。

本文研究 ADN 协同规划问题,全面考虑光伏 (photovoltaic, PV)、风机(wind turbine, WT)两种 DG 和 DR 的影响,构建 ADN 双层规划模型(ADN-BPM)。上层规划旨在最小化年度综合成本,下层则 以减少系统网络损耗为目标。为更加精确快速地求 解模型,提出了一种混合海鸥优化算法(hybrid seagull optimization algorithm, HSOA),采用自适应变 异策略和余弦函数非线性化,同时引入双群协同进 化,以兼顾全局搜索和局部勘探,有效提高收敛速度 和寻优精度。最后,通过 IEEE33 算例进行仿真验 证,验证了所提出模型及算法的有效性。

#### 1 DG出力特性分析

#### 1.1 PV出力特性

PV系统的出力主要受太阳辐射强度和电池组件温度的影响。本研究基于Beta分布模型得到光照强度分布,将太阳光照强度归一化至0~1范围内,使用Beta分布对其概率分布进行建模为

$$f(r_{\rm PH}) = \frac{\Gamma(\alpha_{\rm PH} + \beta_{\rm PH})}{\Gamma(\alpha_{\rm PH})\Gamma(\beta_{\rm PH})} \left(\frac{r_{\rm PH}}{r_{\rm PHmax}}\right)^{\alpha_{\rm PH}-1} \left(1 - \frac{r_{\rm PH}}{r_{\rm PHmax}}\right)^{\beta_{\rm PH}-1} (1)$$

式中:*P*PH 为某时间断面上的太阳光照强度;*P*PHmax 为 该时间断面历史最大太阳光照强度;*f*(*P*PH)为*P*PH 对 应的概率密度函数; αPH 和βPH 均为贝塔分布的形状参 数;*Γ*(\*)为Gamma 函数。通过选择合适的 αPH 和βPH 参数,Beta 分布可以很好地模拟日照强度在不同时间 段内的概率分布,进而用于计算不同时间段内的预 期 PV 发电功率输出,如式(2)和式(3)所示。

$$\alpha_{\rm PH} = \mu_{\rm PH} \left[ \frac{\mu_{\rm PH} (1 - \mu_{\rm PH})}{\sigma^2_{\rm PH}} - 1 \right]$$
(2)

$$\beta_{\rm PH} = (1 - \mu_{\rm PH}) \left[ \frac{\mu_{\rm PH} (1 - \mu_{\rm PH})}{\sigma^2_{\rm PH}} - 1 \right]$$
(3)

式中:µPH和 σPH 分别为太阳光照强度历史数据的平均值和标准差。

PV 发电的出力可以表征为一个以温度和辐射 强度为自变量的函数,对应的出力特性函数为

$$P_{\rm pv} = P_{\rm r} \frac{G_{\rm c}}{G_{\rm r}} \left( 1 + k \left( T_{\rm c} - T_{\rm r} \right) \right) \tag{4}$$

式中: $G_{e}$ 为太阳光照强度; $P_{pr}$ 为 PV 电站在 $G_{e}$ 下的有 功功率输出; $G_{r}$ 和 $P_{r}$ 分别为标准测试条件(此时温度 取常温 25°C)下的辐射强度和最大输出功率;k为功率 温度系数; $T_{e}$ 和 $T_{r}$ 分别为 PV 电池温度和参考温度。

#### 1.2 WT出力特性

风能所固有的可变性和间歇性特征,使得风电 出力表现出显著的随机性和波动性,这无疑增加了 风力发电机组功率输出的不确定性和调控难度。为 了更精确地模拟风电出力并预测其变化趋势,引入 Weibull概率密度函数,即为

$$f(v) = \frac{k_s}{v} \left(\frac{v}{c}\right)^{k_s - 1} e^{\left(-\frac{v^k}{c}\right)^k}$$
(5)

式中:v为当地风速;k<sub>s</sub>为形状参数,描述了分布的形状,反映了风速的变异程度;c为尺度参数,决定了分布的扩散程度,即风速的平均水平。二者分别可以通过式和式计算。

$$k_{\rm s} = \left(\frac{\sigma_{\rm w}}{\mu_{\rm w}}\right)^{-1.086} \tag{6}$$

$$c = \frac{2\mu_{\rm w}}{\sqrt{\pi}} \tag{7}$$

式中:  $\sigma_{w}$  和  $\mu_{w}$  分别为风速均值和标准差, 均可通过 历史数据获得。

风电出力可以通过风速和风力发电机组的特性参数来计算。根据国际通行的风力发电机组功率特性曲线,可以将风速转换为功率 Pw 输出,即为

$$P_{W} = \begin{cases} 0, & v < V_{in}, v \ge V_{o} \\ P_{Wn} \frac{v - V_{in}}{V_{n} - V_{in}}, & V_{in} \le v \le V_{n} \\ P_{Wn}, & V_{n} \le v \le V_{o} \end{cases}$$
(8)

式中: P<sub>wn</sub>为WT的额定有功出力; V<sub>in</sub>为WT的切入 风速; V<sub>o</sub>为WT的切出风速; V<sub>n</sub>为额定风速。具体 来说, 当风速低于切入风速或者高于切出风速时, 风电出力为零。当风速在切入风速和额定风速之 间时, 风电出力按线性增长。而当风速达到额定风 速且未达到切出风速时, 风电出力维持在额定 功率。

#### 2 ADN"源-网-荷"双层规划模型

主动配电网规划问题既涉及解分布式电源的选 址定容问题,同时又需要考虑系统运行过程,具有多 目标、多约束和不确定性等特点。双层规划方法可 以使配电网规划的层次更加清晰,减少需要同时考 虑的决策变量个数,简化决策变量和状态变量之间 的相互关系,降低求解难度。在本文所构建的双层 模型中,规划层和运行层并非孤立存在,而是通过相 互作用、彼此传递决策信息来实现全局最优。上层 规划层为下层运行层提供设备配置和参数设置的基 础,而下层运行层则向上层反馈实际运行结果,以供 上层进行规划调整。通过这种双层优化的方式,最 终可以得到兼顾经济性与可靠性的主动配电网规划 方案。

#### 2.1 上层规划模型

#### 2.1.1 目标函数

上层为规划层,从经济性出发,对 DG 的选址定 容进行决策,实现系统总成本最小的目标,系统总成 本表达式为:

$$C_{\text{all}} = C_{\text{inv}} + C_{\text{m}} + C_{\text{buy}} + C_{\text{loss}} + C_{\text{DR}}$$
(9)  
$$C_{\text{inv}} = c_{\text{inp}} \sum_{h=1}^{N_{\text{rv}}} C_{a^{\text{PV}}}^{h} \frac{r_{1} (1 + r_{1})^{y_{1}}}{(1 + r_{1})^{y_{1}} - 1} +$$
(10)

$$c_{\text{inv}} \sum_{h=1}^{N_{\text{tr}}} C_{\text{aWT}}^{h} \frac{r_2 (1+r_2)^{m}}{(1+r_2)^{y_2} - 1}$$

$$C_{\rm m} = 365 \sum_{t=1}^{N} \left( \sum_{h=1}^{N} c_{\rm mp} P_{\rm PV}^{h,t} + \sum_{h=1}^{N} c_{\rm mw} P_{\rm WT}^{h,t} \right) \quad (11)$$

$$C_{\rm buy} = 365 \sum_{t=1}^{N_{\rm buy}} C_{\rm buy}^{t} P_{\rm buy}^{t}$$
 (12)

$$C_{\rm loss} = 365 \sum_{t=1}^{N_{\rm in}} c_{\rm loss} P_{\rm loss}^{t}$$
(13)

$$C_{\rm DR} = 365 \sum_{\iota=1}^{N_{\rm m}} \sum_{g=1}^{N_{\rm bR}} c_{\rm DR}^{\iota,g} P_{\rm DR}^{\iota,g}$$
(14)

式中: $C_{all}$ 为系统总成本; $C_{inv}$ 为年投资费用; $C_{m}$ 为年 运维成本; $C_{bay}$ 为向上级购电成本; $C_{loss}$ 为年网损费 用; $C_{DR}$ 为可中断负荷的补偿成本; $c_{inw}$ 和 $c_{inp}$ 分别为 WT和PV单位容量的建设成本; $N_{PV}$ 和 $N_{WT}$ 分别为拟 接入的PV和WT节点数; $C_{aPV}^{h}$ 和 $C_{aWT}^{h}$ 分别为第h台 PV和WT的容量; $r_{1}$ 、 $y_{1}$ 分别为PV的贴现率和寿命 周期; $r_{2}$ 、 $y_{2}$ 分别为WT的贴现率和寿命周期; $N_{im}$ 为一 天内总时间段数; $P_{PV}^{hit}$ 和 $P_{WT}^{hit}$ 为t时段第h台 PV和 WT的实际出力; $c_{mp}$ 和 $c_{mv}$ 分别为PV和WT单位运 行成本; $P_{bay}^{i}$ 和 $c_{bay}^{hy}$ 分别为t时间段内的输电功率和 购电电价; $P_{loss}^{i}$ 为t时刻的网损; $c_{loss}$ 为网损电价; $N_{DR}$ 为需求侧的用户量; $P_{DR}^{ig}$ 和 $c_{DR}^{ig}$ 分别为t时段第g个用 户的用电量和补偿电价。

2.1.2 约束条件

DG 的接入容量约束为

$$0 \le S_i \le S_{i,\max} \tag{15}$$

式中:*S<sub>i</sub>*为节点*i*的 DG 接入容量;*S<sub>i,max</sub>*为节点*i*的 DG 最大接入容量。

#### 2.2 下层规划模型

#### 2.2.1 目标函数

下层为运行层,通过对 DG 的实际出力和 DR 的 协调控制,实现网损最小的目标,其表达式为

$$P_{\text{loss}} = \sum_{i=1}^{N_{\text{in}}} \sum_{i,j \in \Omega} I_{ij}^{i \, 2} R_{ij}$$
(16)

式中: $P_{loss}$ 为系统总网损; $I_{ij}^{t}$ 为t时刻节点i与节点j之间的支路电流; $\Omega$ 为线路节点集合; $R_{ij}$ 为节点i与 节点j之间的支路电阻。

2.2.2 约束条件

下层优化模型考虑系统运行状态,满足不等式 约束和等式约束。

1)不等式约束。

(a) 节点电压幅值约束为

$$U_i^{\min} \le U_i^t \le U_i^{\max} \tag{17}$$

式中: U<sub>i</sub> 为 t 时段节点 i 电压幅值; U<sub>i</sub><sup>max</sup> 和 U<sub>i</sub><sup>min</sup> 分别 为节点 i 电压幅值上限和下限。

(b) 支路容量约束为

$$L_{ij} \le L_{ij}^{\max} \tag{18}$$

式中: $L_{ij}$ 为节点i与节点j之间线路的容量; $L_{ij}^{max}$ 为节点i与节点j之间线路的额定容量。

(c) DG 运行约束为

$$0 \le P_{\rm DG}^{i,t} \le \min(P_{\rm DG,max}^{i,t}, S_i) \tag{19}$$

式中: P<sup>it</sup><sub>DG</sub>为t时段节点i的分布式电源出力; P<sup>it</sup><sub>DG,max</sub>为t时段节点i的分布式电源出力上限。

2)等式约束。

(a) 功率平衡约束为

$$\begin{cases} P_i^t = U_i^t \sum_{j \in \Omega'} U_j^t \left( G_{ij} \cos \theta_{ij} + B_{ij} \sin \theta_{ij} \right) \\ Q_i^t = U_i^t \sum_{j \in \Omega'} U_j^t \left( G_{ij} \cos \theta_{ij} - B_{ij} \sin \theta_{ij} \right) \end{cases}$$
(20)

式中: $P_i^{t}$ 和 $Q_i^{t}$ 分别为t时段节点i的有功功率和无功功 率; $U_j^{t}$ 为t时段节点j的电压幅值; $G_{ij}$ 和 $B_{ij}$ 分别为节点i与节点j之间的电导和电纳; $\theta_{ij}$ 为节点i与节点j之间的 相角差; $\Omega^{\prime}$ 为与节点i相连的所有节点j的集合。。

(b)节点电压约束为

$$U_{i}^{\prime 2} = U_{j}^{\prime 2} + 2\left(r_{ij}P_{ij}^{\prime} + x_{ij}Q_{ij}^{\prime}\right) - \left(r_{ij}^{2} + x_{ij}^{2}\right)I_{ij}^{\prime 2} \quad (21)$$
  

$$\vec{x} + r_{ij}\pi x_{ij}\beta \mathcal{H} \beta \vec{\tau} \leq i \ \beta \vec{\tau} \leq j \ \beta \vec{\tau} \leq i \ \beta \vec{\tau} = i \ \beta \vec{\tau} =$$

抗; $P_{ij}$ 和 $Q_{ij}^{t}$ 分别为t时段节点i到节点j的有功和无功功率。

(c) 支路电流约束为

$$I_{ij}^{\iota^{2}} = \frac{P_{ij}^{\iota^{2}} + Q_{ij}^{\iota^{2}}}{U_{i}^{\iota^{2}}}$$
(22)

### 3 混合海鸥优化算法

#### 3.1 海鸥优化算法(SOA)

SOA 模拟了海鸥在自然界中捕食的行为,是一种用于解决优化问题的优化算法。该算法的灵感来 自海鸥在寻找食物时的迁徙和捕食策略<sup>[19-20]</sup>。海鸥 迁徙过程中,每只海鸥都会向群体中适应度最高的 个体聚集,以便快速获取食物。海鸥的捕食行为是 指海鸥在海面上飞行时,会随机选择一个起点,然后 绕着这个起点盘旋,直到找到食物或者捕食范围超 出了其飞行半径。

SOA包括初始化变量、计算适应度并重新排序、 更新迁徙与捕食阶段的数据等过程。其具体过程 如下:

1) 随机初始化。

首先通过二维向量组的形式表达海鸥群体的所 在位置,即为

$$\boldsymbol{P}_{\rm os} = \begin{bmatrix} P_{\rm os\,1,1} & P_{\rm os\,1,2} & \cdots & P_{\rm os\,1,d_{\rm in}} \\ P_{\rm os\,2,1} & P_{\rm os\,2,2} & \cdots & P_{\rm os\,2,d_{\rm in}} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ P_{\rm os\,N,1} & P_{\rm os\,N,2} & \cdots & P_{\rm os\,N,d_{\rm in}} \end{bmatrix}$$
(23)

式中: $P_{osp,q}$ 为在第 $p \land (1 \le p \le N)$ 海鸥个体在第  $q(1 \le q \le d_{im})$ 维度的位置;N为海鸥个体总数; $d_{im}$ 为 总维度数。通过随机均匀分布实现每个海鸥个体的 位置初始化,即为

 $P_{os p,q} = b_{qmin} + R_{rand} \times (b_{qmax} - b_{qmin})$ (24) 式中: $b_{qmin}$ 和 $b_{qmax}$ 分别为第q维度定义域的下限和上限; $R_{rand}$ 为0到1内均匀分布的随机数。

2) 适应度计算和排序。

把海鸥的位置矢量带入实际问题的适应度计算 函数*f*之中,即可获得海鸥群体的适应度值 *F*<sub>it</sub>,其计 算公式为

$$\boldsymbol{F}_{it} = \begin{bmatrix} f\left(\left(P_{\text{os }1,1}, P_{\text{os }1,2}, \cdots, P_{\text{os }1,d_{\perp}}\right)\right) \\ f\left(\left(P_{\text{os }2,1}, P_{\text{os }2,2}, \cdots, P_{\text{os }2,d_{\perp}}\right)\right) \\ \vdots \\ f\left(\left(P_{\text{os }N,1}, P_{\text{os }N,2}, \cdots, P_{\text{os }N,d_{\perp}}\right)\right) \end{bmatrix}$$
(25)

每次计算后对适应度进行排序以选出最优解的 位置。 3) 迁徙阶段。

SOA 的全局搜索通过模拟海鸥群的迁徙阶段来 实现。该过程中,每只海鸥会选择一个与其他海鸥 不发生冲突的新位置,即为

$$P_{\rm os\,new}(t_{\rm s}) = k_{\rm c} \times P_{\rm os}(t_{\rm s}) \tag{26}$$

式中: $P_{osnew}(t_s)$ 为该海鸥的新位置; $P_{os}(t_s)$ 为海鸥迁 徙期前的位置; $t_s$ 为迭代次数; $k_e$ 为控制因子。 $k_e$ 的 计算公式为

$$k_{\rm c} = 2 - \left[ t_{\rm s} \times \left( \frac{2}{I_{\rm termax}} \right) \right]$$
(27)

式中:I<sub>termax</sub>为最大迭代次数。

每只海鸥在避免与其他海鸥碰撞后,会寻找最优位置所在的方向,并朝着该方向靠拢。最优位置方向  $D_{irbest}(t_s)$ 的表达式为

$$D_{\text{ir best}}(t_{s}) = k_{b} \times \left[ P_{\text{os best}}(t_{s}) - P_{\text{os}}(t_{s}) \right]$$
(28)

式中: $P_{os best}(t_s)$ 为第 $t_s$ 代最优位置; $k_b$ 为寻优均衡算 子。 $k_b$ 表示为

$$k_{\rm b} = 2 \times k_{\rm c}^2 \times r_{\rm d} \tag{29}$$

式中:r<sub>d</sub>为0到1内均匀分布的随机数。

海鸥个体与最优海鸥的距离 $D_{is}(t_s)$ 为

$$D_{is}(t_s) = \left| P_{os new}(t_s) + D_{ir best}(t_s) \right|$$
(30)

4) 捕食阶段。

SOA 中的局部开发阶段类似于海鸥在捕食时的行为。这一阶段在迁徙阶段后进行,旨在利用历史数据和 经验,缩小搜索范围,实现精确搜索,其运动轨迹为

$$x = r \times \cos\theta \tag{31}$$

$$y = r \times \sin\theta \tag{32}$$

$$z = r \times \theta \tag{33}$$

$$r = u_{\rm f} \times e^{\theta v_{\rm f}} \tag{34}$$

式中:x,y,z为三维直角坐标系下的坐标;r为海鸥盘 旋捕食行为的飞行半径; $\theta$ 为海鸥的捕食角度; $u_f$ 和  $v_f$ 均为盘旋系数。

其捕食位置为

 $P_{os}(t_{s}+1) = D_{irbest}(t_{s}) \times x \times y \times z + P_{osbest}(t_{s}) \quad (35)$ 式中:  $P_{os}(t_{s}+1)$ 为迭代后的新位置。

SOA 具备强大的全局搜索能力、少量的算法参数、可并行计算的特性,以及出色的适应性等优势。 然而,由于其过分依赖种群初始化,寻优方式单一 和易陷入局部搜索等缺点,需要优化种群的初始化 方式、搜索策略和参数设置,以获得更佳的优化 结果。

#### 3.2 混合海鸥优化算法(HSOA)

SOA 存在的缺点限制了其在复杂优化问题上的 表现。因此,提出一种 HSOA 对 SOA 的算法结构和 搜索方式进行优化。

3.2.1 Circle映射初始化种群

SOA 比较容易陷入局部最优位置,所有种群初 始化情况对 SOA 影响较大,而均匀的初始化种群有 助于提高算法收敛速率和寻找最优位置。因此,选择 一种能够使种群位置均匀分布的初始化方法至关重 要。与随机数初始化、Tent 映射、Logistic 映射等初始 化方法相比,使用 Circle 映射初始化能够产生更加均 匀和多样的初始种群。Circle 映射的表达式为

$$z(t_{c} + 1) = \text{mod}(z(t_{c}) + b_{qmax} - \frac{b_{qmin}}{2\pi} \sin(2\pi z(t_{c})), 1)$$
(36)

式中:mod(\*)为取模函数; $z(t_c)$ 为第 $t_c$ 代的数值。

Circle 映射后的种群初始化表达式更新为

 $P_{\text{os}\,p,q} = b_{q\min} + z_{p,q} \times (b_{q\max} - b_{q\min}) \tag{37}$ 

式中: $z_{p,q}$ 为在第p个海鸥个体在第q维度的 Circle 映射系数。

3.2.2 基于协同进化的算法结构优化

算法结构方面,引入了协同进化的思想,提出了一种双群协同进化策略<sup>[21]</sup>。该策略首先根据适应度 值将海鸥群分类为普通海鸥和精英海鸥,其中精英 海鸥的比例由参数 *R*<sub>elic</sub>来控制。

在寻优过程中,精英海鸥采用局部小范围的精确搜索方式,而普通海鸥保留原算法搜索方式。精 英海鸥位置 P<sub>ast</sub>和普通海鸥位置 P<sub>ast</sub>的更新公式为:

$$P_{\rm osE}(t_{\rm s}+1) = P_{\rm osS}(t_{\rm s}) \times x \times y \times z \tag{38}$$

 $P_{\rm oss}(t_{\rm s}+1) = D_{\rm is}(t_{\rm s}) \times x \times y \times z + P_{\rm os \, best}(t_{\rm s}) \quad (39)$ 

这种双重群体协同进化策略能够更好地平衡局 部搜索和整体搜索的能力。

此外,控制因子 k。也起到平衡局部搜索和整体搜 索的作用。因此,针对 k。线性变化与实际寻优过程不 匹配的问题,引入余弦函数来改进 k。的变化方式<sup>[22]</sup>。 余弦函数在周期性变化中有较好的平滑性和周期性, 这将有助于使得控制因子的变化更加平稳,并更好地 适应种群的搜索过程。改进后的 k。表达式为

$$k_{\rm c}(t) = k_{\rm max} - \left(k_{\rm max} - k_{\rm min}\right) \times \cos\left(\frac{\pi t_{\rm s}}{2I_{\rm termax}} - \frac{\pi}{2}\right) (40)$$

式中: k<sub>max</sub>和 k<sub>min</sub>分别为控制因子的最大值和最小值,分别取1和0.004<sup>[22]</sup>。

3.2.3 基于自适应变异的搜索方式优化

搜索方式方面,基于高斯变异(Gaussian mutation,GM)与柯西变异(Cauchy mutation,CM)相结合提出一种自适应变异的海鸥优化策略来丰富种群的搜索方式。其中,GM操作的公式<sup>[23]</sup>为

$$P_{\text{os}\,p,q}^{\text{G}} = P_{\text{os}\,p,q} \left( 1 + \text{Gauss}(0,\sigma^2) \right) \tag{41}$$

式中: $P_{osp,q}^{C}$ 为第p个海鸥个体在第q维度 GM 操作后的位置;Gauss( $0,\sigma^2$ )为服从标准正态分布的随机数,其中 $\sigma$ 为标准正态分布的均值。

柯西变异操作的公式为

$$P_{\text{os}\,p,q}^{\ C} = P_{\text{os}\,p,q}(1 + \text{Cauchy}(0,\rho))$$
(42)

式中: $P_{osp,q}^{c}$ 为第p个海鸥个体在第q维度 CM 操作后的位置; Cauchy( $0,\rho$ )为服从标准柯西分布的随机数,其中 $\rho$ 为标准柯西分布的均值。

标准高斯分布和标准柯西分布如图1所示。由 图1可知,GM具有更强的局部搜索能力,而CM则 具有更好的全局搜索能力。





根据 GM 和 CM 不同的优势特点,本文对二者进行结合,在上文基础上引入一种作用于最优海鸥的自适应变异策略,即为

 $\begin{cases} P_{\text{osbest.V}}(t_{s}) = \alpha P_{\text{osbest}}(t_{s}) \\ \alpha = [1 + \gamma \text{Cauchy}(0, 1) + (1 - \gamma) \text{Gauss}(0, 1)] \end{cases}$ (43)

式中: $P_{\text{osbest,V}}(t)$ 为最优海鸥变异后的位置; $\alpha$ 为最优 海鸥变异系数;Cauchy(0,1)和Gauss(0,1)分别为 CM 和 GM;  $\gamma$  为 变 异 控 制 系 数 ,满 足  $\gamma = 1 - t_s^2/I_{\text{termax}}^2, \gamma$ 随迭代次数自适应变化,使得算 法前期侧重于全局勘探,后期则侧重于局部开发。 变异后的位置需要与原位置进行比较以选出一 个最优位置,其位置更新公式为

$$P_{\text{os best}}(t_{s} + 1) = \begin{cases} P_{\text{osbest,V}}(t_{s}), f(P_{\text{osbest,V}}(t_{s})) < f(P_{\text{osbest}}(t_{s})) \\ P_{\text{osbest}}(t_{s}), \notin \texttt{tb} \end{cases}$$
(44)

HSOA 的具体步骤为:

1)根据式(25)和式(26),设定算法参数,并随机 生成初始种群;

2)计算初始种群的适应度值并进行排序,标记 最佳个体;

3)根据排序情况,将海鸥群分为精英和普通两 部分;

4)根据式(40)更新控制因子;

5)通过双群协同进化策略更新精英和普通海鸥 的位置;

6)根据式(26)一式(39)计算新的种群适应度, 更新海鸥群的排序,并更新最佳个体;

7)运用式(43)和式(44)对最优位置进行变异和 更新;

8)判断满足终止条件,若是则输出最佳结果,否则返回步骤3)。

#### 3.3 模型求解流程

在 ADN 规划中,"源-网-荷-储"的问题涉及上层 模型优化分析 DG 的规划问题,其控制变量为离散 型;而下层模型则专注于优化配电网的运行状态,属 于一种非线性模型。因此,通过本文提出的 HSOA 对 上层进行求解,通过内点法对下层进行求解,求解流 程如图 2 所示。在约束处理方面,通过罚函数提高越 限结果的适应度以将其排除。模型求解终止条件为 达到最大迭代次数或两代间适应度值小于 10<sup>-3</sup>。

#### 4 算例分析

#### 4.1 参数设置

通过 IEEE33 节点配电网算例对本文所提 ADN-BPM 和 HSOA 进行仿真分析,系统数据参考文 献[24],典型日负荷、DG 出力数据参考文献[25]。 PV 和 WT 接入点数各设置为 3 个,单个 DG 容量上 限为1000 kVA,系统各项经济指标如表1所示。

各算法参数设置为: SOA 的 k<sub>e</sub>从 2 线性递减; HSOA 的 k<sub>e</sub>从 2 非线性递减,精英海鸥的比例 R<sub>elite</sub> 设 为固定值 0.5;各算法取种群个体总数 N=50, I<sub>ternax</sub>=50。



图 2 模型求解流程图 Fig.2 Model solving flowchart

#### 表1 系统经济指标

Table 1 System economic indicators

项目类型	相关系数
向上级购电价格/(元/kWh)	0.6
网损电价/(元/kWh)	0.35
DR补偿/(元/kWh)	1
PV 单位投资成本/(万元/kVA)	0.6
PV 贴现率/%	8
PV 寿命周期/年	25
PV 单位运行成本/(元/kWh)	0.3
WT单位投资成本/(万元/kVA)	0.4
WT贴现率/%	8
WT 寿命周期/年	25
WT单位运行成本/(元/kWh)	0.3

#### 4.2 算法性能分析

首先,将本文所提的 HSOA 与传统 SOA 以及文 献[25]所述的灰狼优化算法(grey wolf optimizer, GWO)在 Sphere 标准测试函数中进行 30 次寻优实 验,Sphere 标准测试函数表达式为

$$f(x_{te}) = \sum_{n=1}^{d_{mex}} x_{ten}^2$$
(45)

式中: $f(x_{te})$ 为 Sphere 标准测试函数的因变量; $x_{ten}$ 为 Sphere 标准测试函数第 p 维的自变量; $d_{imte}$ 为 Sphere 标准测试函数的维数。

三种优化方法的优化结果如图 3 和表 2 所示。 由图 3 和表 2 可知,相较于其他两种算法,HSOA 在 Sphere标准测试函数中表现出了更快的寻优速度并 得出了更好的寻优结果,说明 HSOA 能够更好地平 衡局部搜索和整体搜索的关系。



#### 图3 SOA、GWO、HSOA在标准算例中的收敛曲线

Fig.3 Convergence curves of SOA, GWO, HSOA in standard arithmetic cases

表2 GWO、SOA、HSOA的优化性能

Table 2 Optimization performance of GWO, SOA, HSOA

性能指标	SOA	GWO	HSOA
最优值	1.886e-09	1.742e-34	0
平均值	1.897e-07	2.038e-33	0
标准差	2.567e-07	2.615e-33	0

在求解 ADN-BPM 优化问题上将优化性能更好 的 GWO 和 HSOA 进行比较。为确保对比的公平 性,两种算法的 I<sub>termax</sub> 和 N 均设为 75 次和 30 个,寻 优过程与结果如表 3 和图 4 所示。由表 3 和图 4 可 知,GWO 在第 47 次迭代陷入局部收敛,无法得出 最优结果。HSOA 算法仅用 19 次迭代便得到了与 GWO 最终优化结果相同的寻优结果,算法效率提高 了 147.37%。此外,HSOA 算法最终于第 34 次迭代 收敛,相较于 GWO 优化,其系统总成本降低了 49.70 万元(1.91%)。综上所述,HSOA 算法求解 ADN-BPM 优化问题具有更快的求解速度和更高的 寻优精度。

Table 3 Optimization results of GWO and HSOA					
项目类型	HSOA	GWO			
PV 接入点	6,14,32	6,14,30			
PV 容量/kVA	670,497,529	494,463,624			
PV 投资成本/万元	83.48	93.40			
PV 运行成本/万元	210.59	192.79			
WT 接入点	7,13,18	7,12,19			
WT 容量/kVA	399,448,290	446,503,324			
WT投资成本/万元	37.33	41.78			
WT运行成本/万元	127.13	116.43			
向上级购电成本/万元	1982.34	2028.14			
网损成本/万元	30.45	30.28			
DR 成本/万元	79.42	97.63			
总成本/万元	2550.74	2600.44			

表 3 GWO 与 HSOA 的优化结果 able 3 Optimization results of GWO and HSOA



Fig.4 Simulation convergence characteristic curve

#### 4.3 优化结果分析

为分析DG和DR对系统总成本和网损的影响,设置 3个不同的方案通过HSOA进行求解得到最优化方案。

方案 1:基于经典场景,不考虑 DG 和 DR;

方案 2:基于经典场景,不考虑 DR,对 DG 进行 选址定容;

方案3:本文所提方案,即基于经典场景,并考虑

DR,对DG进行选址定容。

三种不同方案的优化结果如表 4 所示。对比方 案 1 和方案 2 可以看出,DG 接入后,新能源消纳量为 9 534.63 MWh,网损降低了 836.06 MWh(46.81%),系 统总成本降低了 162.12 万元(5.87%)。对比方案 2 和方案 3 可知,DR 接入后,系统新能源消纳量提高 了 1 722.68 MWh(18.07%),通过对 DG 和 DR 的分配 和调度,有效解决了新能源发电的不确定性问 题,从而提高系统的灵活性和效率;网络损耗降低了 79.98 MWh(8.42%);系统总成本降低了 68.88 万元 (2.63%),有效提高了系统的经济。对比方案 1 和方 案 3,网络损耗降低了 916.04 MWh(51.29%),提高了 系统的整体能效;系统总成本降低了 209.65 万元 (7.59%),有效提高了系统的经济性。

表4 三种方案的优化结果

Tal	ble 4	Optimization	n results f	fo t	hree	schemes
-----	-------	--------------	-------------	------	------	---------

项目类型	方案1	方案 2	方案3
新能源消纳量/MWh	0	9 534.63	11 257.31
DR 量/MWh	0	0	794.20
系统总成本/万元	2 760.39	2 619.62	2 550.74
网损/MWh	1 786.08	950.02	870.04

图 5 为同一时刻方案 2 和方案 3 的各节点电压 分布情况。由图 5 可知,考虑 DR 的各节点电压幅值 偏差更小,可有效提高系统电能质量,降低设备损坏 风险,从而实现系统的安全稳定运行。



图 5 同一时刻方案2、3 的各节点电压分布情况 Fig.5 Voltage distribution of each node at the same moment in scheme 2 and scheme 3

#### 5 结论

研究新型电力系统背景下,考虑 DG 和 DR 的主动 配电网双层规划问题。以年综合成本最小为上层目 标,对 DG 进行选址定容。下层考虑系统实际运行情 况,以网损最小为目标。针对该模型,提出了基于协同 进化和自适应变异的混合海鸥优化算法。最后,采用 仿真算例对模型及算法进行验证,结果表明:

1)在 ADN 规划过程中同时考虑 DG 和 DR,能够 有效提高分布式能源消纳量,降低网损,减小年综合 成本,实现系统经济高效、安全稳定运行。

2)混合海鸥优化算法兼顾了全局搜索和局部勘 探,具有良好的寻优性能。所提算法在求解主动配电 网双层规划的问题上具有更高的优化精度和更快的 寻优速度,可有效提高规划效率以及所规划系统的经 济,为其他类似电力系统规划模型求解提供了参考。

然而,所搭建的 ADN-BPM 中并未考虑储能设备,未来可进一步完善 ADN 模型,建立"源网荷储"协同规划模型。算法方面,在设置 HSOA 的 *R*<sub>elite</sub> 时采用了固定值,未来可进一步对其进行自适应优化一应多不同的优化问题。此外,在求解所提主动配电网的双层规划模型时,可采用 KKT 条件将原双层优化问题转换为单层混合整数线性规划问题进行求解。

#### 参考文献

- [1] 韩肖清,李廷钧,张东霞,等.双碳目标下的新型电力系统规划 新问题及关键技术[J].高电压技术,2021,47(9):3036-3046.
   HAN Xiaoqing,LI Tingjun,ZHANG Dongxia, et al. New issues and key technologies of new power system planning under double carbon goals[J]. High Voltage Engineering,2021,47(9):3036-3046.
- [2] 齐宁,程林,田立亭,等.考虑柔性负荷接入的配电网规划研究 综述与展望[J].电力系统自动化,2020,44(10):193-207.
   QI Ning, CHENG Lin, TIAN Liting, et al. Review and prospect of distribution network planning research considering access of flexible load[J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44 (10):193-207.
- [3] 谢仕炜,胡志坚,王珏莹,等.基于不确定随机网络理论的主动 配电网多目标规划模型及其求解方法[J].电工技术学报, 2019,34(5):1038-1054.

XIE Shiwei, HU Zhijian, WANG Jueying, et al. A multi-objective planning model of active distribution network based on uncertain random network theory and its solution algorithm [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2019, 34(5):1038-1054.

[4] 孔顺飞,胡志坚,谢仕炜,等.含电动汽车充电站的主动配电网

二阶段鲁棒规划模型及其求解方法[J]. 电工技术学报,2020, 35(5):1093-1105.

KONG Shunfei, HU Zhijian, XIE Shiwei, et al. Two-stage robust planning model and its solution algorithm of active distribution network containing electric vehicle charging stations [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2020, 35 (5) : 1093-1105.

- [5] 蔡佳铭,张涛,王承民,等. 计及源荷不确定性的主动配电网网 架扩展柔性规划[J]. 电力自动化设备,2019,39(10):109-115. CAI Jiaming, ZHANG Tao, WANG Chengmin, et al. Flexible planning of active distribution network expansion considering source and load uncertainty [J]. Electric Power Automation Equipment,2019,39(10):109-115.
- [6] 朱豪.基于双层规划理论的主动配电网分布式电源优化配置 [D].西安:西安石油大学,2021.
- [7] 虎智峰,陈静,张婧菲,等.考虑新能源不确定性边界的主动配 电网优化调度[J].智慧电力,2022,50(11):48-55.
   HU Zhifeng, CHEN Jing, ZHANG Jingfei, et al. Optimal dispatch of active distribution network considering uncertainty boundary of renewable power generation[J]. Smart Power,2022,50(11):48-55.
- [8] 侯帅辉,张新燕,代玥,等. 计及储能配合与需求侧响应的主动配电网分布式电源规划[J]. 现代电子技术,2022,45(23):132-137.
   HOU Shuaihui,ZHANG Xinyan, DAI Yue, et al. Distributed power planning for active distribution network considering energy storage coordination and demand side response [J]. Modern Electronics Technique,2022,45(23):132-137.
- [9] 刘晋源,吕林,高红均,等.计及分布式电源和电动汽车特性的 主动配电网规划[J].电力系统自动化,2020,44(12):41-48. LIU Jinyuan, LYU Lin, GAO Hongjun, et al. Planning of active distribution network considering characteristics of distributed generator and electric vehicle [J]. Automation of Electric Power Systems,2020,44(12):41-48.
- [10] 张忠会, 雷大勇, 李俊, 等. 基于自适应ε-支配多目标粒子群算
   法的含 SOP 的主动配电网源-网-荷-储双层协同规划模型[J].
   电网技术, 2022, 46(6): 2199-2212.

ZHANG Zhonghui, LEI Dayong, LI Jun, et al. Source-networkload - storage bi - level collaborative planning model of active distribution network with SOP based on adaptive  $\varepsilon$  - dominating multi-objective particle swarm optimization algorithm [J]. Power System Technology, 2022, 46(6):2199-2212.

- [11] 方仍存,桑子夏,刘知行,等.基于改进协同量子粒子群算法的 多微网负荷频率控制[J].电力建设,2023,44(7):87-97.
   FANG Rengcun, SANG Zixia, LIU Zhixing, et al. Load-frequency control of multi-microgrid systems based on improved cooperative quantum-behaved particle swarm optimization [J]. Electric Power Construction, 2023,44(7):87-97.
- [12] 赵扉,薛龙江,朱晶亮,等.基于改进粒子群算法的电力系统 储能容量配置方法[J].浙江电力,2022,41(11):17-22.
   ZHAO Fei, XUE Longjiang, ZHU Jingliang, et al. An energy stora

ge capacity allocation method for power system based on improved particle swarm optimization[J]. Zhejiang Electric Power, 2022, 41 (11): 17-22.

[13] 刘科研,盛万兴,马晓晨,等.基于多种群遗传算法的分布式光 伏接入配电网规划研究[J].太阳能学报,2021,42(6): 146-155.

LIU Keyan, SHENG Wanxing, MA Xiaochen, et al. Planning research of distributed photovoltaic source access distribution network based on multi-population genetic algorithm [J]. Acta Energiae Solaris Sinica, 2021, 42(6):146-155.

- [14] 黄宇新.基于单亲遗传算法的多阶段主动配电网线路优化规划 模型[J].电工技术,2022(1):49-51.
  HUANG Yuxin. Multi - stage active distribution network line optimization planning model based on partheno genetic algorithm
  [J]. Electric Engineering,2022(1):49-51.
- [15] 徐小琴,郑旭,王思聪,等.基于改进遗传退火算法的输配电网协 调规划方法[J].电力系统保护与控制,2021,49(15):124-131.
   XU Xiaoqin, ZHENG Xu, WANG Sicong, et al. Coordinated planning method of transmission and distribution network based on an improved genetic annealing algorithm [J]. Power System Protection and Control,2021,49(15):124-131.
- [16] 仲礼鹏,王梓耀,余涛,等. 基于可靠性显式表达的交直流混合 配电网规划方法[J]. 电力系统自动化,2022,46(19):52-61.
   ZHONG Lipeng, WANG Ziyao, YU Tao, et al. Planning method for AC/DC hybrid distribution network based on explicit expression of reliability [J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46 (19):52-61.
- [17] 周长城,袁智勇,雷金勇,等.基于灰狼算法的分散式风电接入
   配电网优化规划[J].电力系统及其自动化学报,2020,32(11):
   73-80.

ZHOU Changcheng, YUAN Zhiyong, LEI Jinyong, et al. Optimal planning of integration of decentralized wind power into distribution network based on grey wolf optimizer algorithm [J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2020, 32(11):73-80.

- [18] 李小伟,陈楚,陶毅刚,等. 基于IGWO-BP的配电网接线方式综合评价[J]. 电子测量技术,2020,43(3):71-76.
  LI Xiaowei, CHEN Chu, TAO Yigang, et al. Comprehensive evaluation of distribution network connection mode based on IGWO-BP[J]. Electronic Measurement Technology,2020,43(3):71-76.
- [19] 王聪,赵杰,李亮,等.一种嵌入改进海鸥算法的水光储鲁棒控制研究[J].电力系统保护与控制,2023,51(24);143-153.
  WANG Cong, ZHAO Jie, LI Liang, et al. Robust control of water and light storage embedded in an improved seagull optimization algorithm[J]. Power System Protection and Control,2023,51(24); 143-153.
- [20] 亓嘉惠,茹锋,吴琨,等. 多策略改进海鸥算法及其在光伏
   MPPT中的应用[J]. 电气自动化,2022,44(1):38-40.
   QI Jiahui, RU Feng, WU Kun, et al. Multi strategy improved seagull algorithm and its application in photovoltaic MPPT [J].

Electrical Automation, 2022, 44(1): 38-40.

[21] 王强强,姚良忠,盛万兴,等.基于机会约束规划的配电网分布 式光伏承载力提升方法[J].电力系统自动化,2023,47(18): 132-141.

WANG Qiangqiang, YAO Liangzhong, SHENG Wanxing, et al. Enhancement method for distributed photovoltaic hosting capacity of distribution network based on chance-constrained programming [J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(18):132-141.

- [22] 李洋州,顾磊.基于曲线自适应和模拟退火的蝗虫优化算法
  [J]. 计算机应用研究,2019,36(12):3637-3643.
  LI Yangzhou, GU Lei. Grasshopper optimization algorithm based on curve adaptive and simulated annealing [J]. Application Research of Computers,2019,36(12):3637-3643.
- [23] 陈海旭,余畅文,卢银均,等.基于高斯-柯西变异帝国竞争算法的微电网优化调度[J].电气自动化,2024,46(1):1-4.
  CHEN Haixu, YU Changwen, LU Yinjun, et al. Optimal dispatching of microgrid based on Gauss cauchy mutation imperialist competitive algorithm[J]. Electrical Automation,2024, 46(1):1-4.
- [24] 王玥,于越,郭嘉辉,等. 基于改进Crossformer伪量测构建的主动配电网预测辅助状态估计方法[J/OL]. 高电压技术:1-14
   [2024 06 27]. https://doi.org/10.13336/j.1003 6520. hve.20240178

WANG Yue, YU Yue, GUO Jiahui, et al. Forecasting-aided state estimation method of active distribution network based on improved crossformer pseudo-measurements modeling [J / OL]. High Voltage Engineering: 1-14 [2024-06-27]. https://doi.org/ 10.13336/j.1003-6520.hve.20240178

[25] 杨东俊,涂智福,徐敬友,等.计及低碳排放和需求侧管理的主动配电网双层规划[J].武汉大学学报(工学版),2022,55(7): 709-715.

YANG Dongjun, TU Zhifu, XU Jingyou, et al. Bi-level planning of active distribution network considering low carbon emissions and demand side management [J]. Engineering Journal of Wuhan University, 2022, 55(7):709-715.

收稿日期:2024-06-27

修回日期:2024-09-24

作者简介:

方 磊(1970),男,硕士,高级工程师,主要研究方向为电力系统 规划和运行;

孙光亮(1988),男,硕士,高级工程师,主要研究方向为新能源、 电力市场等;

郭 啸(2000),通信作者(guo\_xiao@tju.edu.cn),男,硕士在读, 主要研究方向为新型电力系统规划与调度;

孙华忠(1986),男,硕士,高级工程师,主要研究方向为电能质量 研究;

王娟娟(1981),女,硕士,高级工程师,主要研究方向为电力系统 稳定分析。

(责任编辑 郑天茹)

DOI:10.20097/j.cnki.issn1007-9904.2025.02.009

## 就地型馈线自动化快速自愈策略研究

张林利1\*,李建修2,李立生1,刘合金1,苏国强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 250001)

摘要:传统就地型馈线自动化(feeder automation,FA)采用电压时间配合策略,故障自愈(包括故障区段隔离和非故障区段 供电恢复)过程开关动作次数多、用户停电时间长。针对此问题,提出一种快速故障自愈的就地型馈线自动化策略,可显 著减少用户停电时间。该策略中,分段开关取消失压分闸功能,新增失压后合位来电检故障加速分闸、失压后合位短时 来电分闸、合闸到故障加速分闸并闭锁等功能,与出线开关重合闸配合完成故障自愈。与常规电压时间FA策略相比,该 策略可减少1次出线开关重合闸,有效减少线路开关动作次数和故障停电时间。通过实验室真型系统测试和现场实际应 用,验证了所提出的快速自愈策略正确可行。

**关键词:**馈线自动化;自愈;停电时间;供电恢复;重合闸 中图分类号:TM76 **文献标志码**:A

文章编号:1007-9904(2025)02-0088-09

#### Research on Fast Self-healing Strategy for Local Feeder Automation

ZHANG Linli<sup>1\*</sup>, LI Jianxiu<sup>2</sup>, LI Lisheng<sup>1</sup>, LIU Hejin<sup>1</sup>, SU Guoqiang<sup>1</sup>
(1.State Grid Shandong Electric Power Research Institute, Jinan 250003, China;
2.State Grid Shandong Electric Power Company, Jinan 250001, China)

**Abstract:** Traditional local feeder automation (FA) adopts voltage-time strategy, which results in multiple switch actions and long user power outage times during fault self-healing, including fault section isolation and power restoration of non-fault sections. A fast self-healing local feeder automation strategy that can significantly reduce power outage time was proposed for solving this problem. In this strategy, the segmented switch eliminates the function of opening when voltage loss, and adds functions such as fault detection, acceleration opening after voltage loss, short-term power opening following voltage loss, and accelerated opening with locking when closing onto a fault. This works in cooperation with the reclosing of outline switch to complete fault self-healing.Compared with the traditional voltage-time FA strategy, this strategy can reduce one reclosing of the outline switch, effectively reducing the number of line switch actions and fault outage time. The correctness and feasibility of the proposed fast self-healing strategy have been verified through true-to-type platform system testing and practical application. **Keywords:**feeder automation (FA); self-healing; power outage time; power restoration; reclosing

0 引言

配电自动化对提高供电可靠性、改善供电质量 和满足客户需求起到十分重要的作用<sup>[1-2]</sup>。其中,馈 线自动化(Feeder Automation, FA)是配电自动化的 关键功能<sup>[3-5]</sup>,实现配电线路的故障自愈,主要包括 就地型<sup>[6]</sup>、集中型<sup>[7]</sup>和智能分布式<sup>[8]</sup>3种模式。在故 障隔离以及非故障区域供电恢复的过程中,就地型 FA主要依赖变电站出口处的多次重合闸操作<sup>[9-10]</sup>, 集中型FA通过主站收集故障信息研判故障区间并 遥控开关实现<sup>[11]</sup>,智能分布式FA则通过终端间的高 速信息交换完成拓扑计算<sup>[12-13]</sup>。相比于需要依赖通 信功能的集中型和智能分布式FA<sup>[14-15]</sup>,就地型FA 直接在现场收集电压或电流数据,通过出线开关与 分段开关间的逻辑配合即可有效实现故障自愈,具 有成本低、设备配置简单、故障隔离成功率高的优 势,在供电密度较低的农村配电网中得到了广泛

**基金项目:**国网山东省电力公司科技项目(52062623000R)。 Science and Technology Project of State Grid Shandong Electric Power Company(52062623000R).

应用[16]。

就地型FA中以电压时间型模式<sup>[17]</sup>应用最为广 泛,其特征为分段开关"失压分闸"、"来电延时合 闸"。当线路发生故障后,分段开关与出线开关重 合闸配合,自动完成故障处置。出线开关重合闸 后,分段开关延时合闸到故障点,可能触发出线开 关I段保护再次跳闸重合,造成故障处理时间长、对 用户和设备多次冲击,影响用户用电可靠性和设备 寿命。当线路分段开关越多时,故障处理时间也 越长<sup>[18-20]</sup>。

针对就地型 FA 存在的问题,国内外已有学者 进行了研究分析。文献[21]提出合闸后 Y 时限内 有故障电流则反向闭锁的改进方案,克服了电压时 间型 FA 依据残压闭锁成功率低的问题,但该方法 针对永久性故障的处理时间较长,且当运行方式改 变后需重新调整开关的参数配置。文献[22]提出 了一种自适应的就地型馈线自动化策略,用于复杂 的配电线路。该策略通过使用断路器实现自适应 操作,消除两次重合闸和多级保护级差的问题,可 以减少停电时间,但该方法对瞬时性故障的处理速 度较慢。文献[23]提出了一种基于区域序号的自 适应就地型馈线自动化故障处理方法,旨在改善传 统馈线自动化技术在网络拓扑变动和多联络点自 动恢复方面的不足,此方法在新增分支线、多联络 运行方式调整等情况下能有效定位隔离故障并恢 复供电,但该方法依赖于精确的网络拓扑信息,若 网络信息不准确或未及时更新,可能影响故障定位 和隔离的准确性。文献[24]针对电压时间型馈线 自动化故障处理时间长、受电网冲击次数多等缺 点,提出了一种基于智能终端的馈线自动化改造方 案,能够有效缩短故障处理时间,减少开关操作次 数。文献[25]提出利用断路器、重合器、遥控开关、 故障指示器等自动保护设备进行适当组合,提高了 就地型馈线自动化故障处理的可靠性,但所提方法 需要的设备配置成本较高,不宜在配电网广泛 应用。

鉴于此,提出一种全新的就地型FA快速自愈 策略。该策略中,线路分段开关、联络开关采用一 二次融合断路器,分段开关取消失压分闸功能,增 加失压后合位来电检故障加速分闸、失压后合位短 时来电分闸和失压后合位短时来电分闸并反向闭 锁等功能。该策略兼具处理短路故障与接地故障 的能力,可靠性高;出线开关只需要一次重合闸即 可完成故障处理,大幅缩短故障处理时间;当线路 运行方式改变后也无须调整参数配置,适应能 力强。

#### 1 快速自愈策略功能配置

#### 1.1 分段开关功能

为避免分段开关无选择分闸增加故障处置时间,本策略在电压时间型策略基础上,取消分段开关 失压分闸功能,保留单侧来电延时合闸、分闸状态下 短时(小于X时间)来电反向闭锁功能,增加失压后 合位来电检故障加速保护功能、失压后合位短时来 电分闸功能等功能。另外,优化X时间、Y时间进一 步减少故障停电时间。

1.1.1 失压后合位来电检故障加速分闸

该功能与出线开关重合闸配合,出线开关重合 闸于故障时,故障前分段开关处于合位,检测到来 电并且存在故障,则加速分闸,避免出线开关再次 跳闸。该功能支持相过流保护、零序过流保护、小 电流接地保护,动作无延时。功能逻辑如图 1 所示。





#### 1.1.2 失压后合位短时来电分闸

出线开关重合于故障时,故障点前分段开关加速分闸,故障点后的各个分段开关均感受到短时来

电,则自动分闸。该功能与开关原有的分闸状态下 短时来电反向闭锁功能配合,实现故障点后的分段 开关自动隔离,即一次短时来电自动分闸,二次短时 来电反向闭锁。功能逻辑如图2所示。



图 2 合位短时来电分闸逻辑 Fig.2 Close position short time incoming call opening logic

1.1.3 失压后合位短时来电分闸并反向闭锁

该功能仅针对首个分段开关配置,检测到一次 短时来电即分闸并反向闭锁。如果故障点在首区 段,出线开关重合不成再次分闸不再重合,首个分段 开关只感受到一次短时来电,该功能可以使首分段 开关分闸并反向闭锁,避免转供时将故障转到联络 线路。功能逻辑如图3所示。





#### 1.1.4 合闸至故障加速分闸并正向闭锁

分段开关单侧来电延时合闸后,在Y时间内检 测到故障则加速保护分闸,并且直接正向闭锁,即来 电侧有电压也不再合闸,从而实现故障区段的前端 隔离。功能逻辑如图4所示。 1.1.5 分位短时来电反向闭锁

分段开关分闸且两侧无压后,如果检测到一侧 短时来电,则立即闭锁反向合闸,即短时来电的对侧 来电后,不会自动延时合闸,该功能可实现故障区段 的后端隔离。功能逻辑如图5所示。









快速自愈策略下,分段开关功能逻辑与传统电 压时间型 FA 对比如表1所示。

#### 1.2 联络开关功能

分段开关完成故障隔离后,联络开关可自动合 闸,实现故障点下游非故障区段的供电恢复。正常 运行情况下,联络开关处于分位且两侧都有电压。 故障隔离过程中,联络开关会单侧失压且检测到一 次短时来电,则启动转供延时,延时完成后自动合闸 转供。如果故障点与联络开关间无分段开关,故障 点上游分段开关合闸至故障加速分闸并正向闭锁时,联络开关会再次检测到短时来电,则停止延时计时,不再合闸,保证联络开关不会合闸到故障点。功能逻辑如图6所示。

表 1 快速自愈 FA 与电压时间型 FA 功能对比 Table 1 Function comparison of fast self-healing FA and

voltage timing FA						
功能	电压时间型	快速自愈				
失压分闸	有	取消				
失压后合位来电检故障加速分闸	无	新增				
失压后合位短时来电分闸	无	新增				
失压后合位短时来电分闸并反向闭锁	无	新增				
X 时间/s	7	3				
Y时间/s	5	2				
单侧有压延时合闸	有	保留				
合闸至故障加速分闸并正向闭锁	有	保留				
分位短时来电反向闭锁	有	保留				





#### 1.3 出线开关保护配置

对于短路故障,变电站出线开关一般配置三段 式过流保护。为与分段开关失压后合位来电加速分 闸功能配合,出线开关1段过流保护可设置0.12 s延 时,保证出线开关重合时分段开关分闸、出线开关重 合成功。出线开关配置一次重合闸,为保证重合时 线路分布式电源可靠脱网,重合闸延时统一调整为 2 s。对于具备接地故障保护功能的出线开关,可启 用小电流接地保护跳闸,实现接地故障快速自愈。 出线开关保护配置如表2所示。

#### 2 快速自愈策略动作过程

采用就地型快速自愈 FA 策略后,对于瞬时故 障,线路分段开关不分闸,出线开关跳闸并重合闸后 恢复全线正常运行。对于永久故障,出线开关只需 一次重合闸,分段开关与联络开关配合,实现故障自 愈处置。联络开关自动转供时间,应大于线路分段 开关逐级重合闸时间之和,并留有一定安全裕量。 对于典型的三分段线路,2个分段开关延时合闸时间 之和为6s,可设置自动转供时间为10s。以三分段 线路发生短路故障为例,说明就地型快速自愈 FA 故 障处置过程。

Table 2 Protection configuration of line outlet switch						
保护功能	保护延时/s	保护定值/A				
过流I段	0.12	6 000				
过流Ⅱ段	0.4	1 400				
过流Ⅲ段	0.6	800				
零序过流	0.5	60				
暂态原理小电流接地	9.8					
重合闸1次	2					

#### 表2 出线开关保护配置

#### 2.1 线路开关FA配置

线路结构如图 7 所示,其中线路 1、线路 2 互相 联络,CB1、CB2 分别是两条线路的出线开关,FB1、 FB2 是线路 1 的分段开关,将线路 1 分成 K1、K2、K3 三个区段,线路 2 的具体结构用虚线省略。图 7 中, 实心开关图形表示合闸状态,空心开关图形表示分 闸状态。





## 2.2 故障处置过程

2.2.1 K1区段故障

K1 区段故障如图 8 所示。K1 区段发生短路故障后,动作过程如下:

1)故障发生后,出线开关CB1 过流保护动作分 闸,分段开关FB1、FB2 保持合闸;

2)CB1在2s后重合闸,若是瞬时故障则重合成功,恢复线路正常供电,恢复时间2s;

3)若是永久故障,CB1 合闸到故障再次分闸, FB1 检测到短时来电分闸并反向闭锁,实现故障隔 离,FB2 检测到短时来电分闸;

4)联络开关LS单侧失压且短时来电,启动转供 延时,10s后自动合闸,恢复K3区段供电,K3区段 恢复时间为12s;

5)FB2 单侧有压延时 3 s 合闸,恢复 K2 区段供 电,恢复时间为 15 s;FB1 已反向闭锁不会合闸,故障 处置结束。



Fig.8 Diagram of fault in section K1

2.2.2 K2区段故障

K2区段故障如图9所示。K2区段发生短路故障后,动作过程如下:

1)故障发生后,出线开关 CB1 保护分闸,FB1、 FB2 保持合闸;

2)CB1在2s后重合,若是瞬时故障则重合成功,恢复正常供电;

3)若是永久故障,CB1 合闸瞬间 FB1 失压后合 位来电检故障加速分闸,K1 区段恢复时间 2 s,同时 FB2 失压后合位短时来电分闸;

4)FB1 单侧有压延时 3 s 合闸, 合闸至故障加速 分闸并正向闭锁, 同时 FB2 分位检测到短时来电反 向闭锁, 完成故障区段隔离, 隔离时间 5 s;

5)LS单侧失压且短时来电,启动转供延时,10s 后自动合闸,恢复K3区段供电,K3区段恢复时间 12s。



2025年第2期



2.2.3 K3区段故障

K3区段故障如图 10 所示。K3区段发生短路故障后,动作过程如下:

1)故障发生后,出线开关 CB1 保护分闸,FB1、 FB2 保持合闸;

2)CB1在2s后重合,若是瞬时故障则重合成功,恢复正常供电;

3)若是永久故障,CB1 合闸瞬间 FB1、FB2 失压 后合位来电检故障加速分闸,K1 区段恢复时间 2 s, LS 单侧失压且短时来电启动转供延时;

4)FB1单侧有压延时3s合闸,恢复K2区段供 电,恢复时间5s;然后FB2单侧有压延时3s合闸, 合闸至故障点加速分闸并正向闭锁,隔离故障 区段;

5)LS再一次感受到短时来电,停止转供计时并闭锁在分闸状态,故障处置结束。





Fig.10 Diagram of fault in section K3

#### 3 测试与现场应用

#### 3.1 真型测试

3.1.1 真型实证平台

利用某配电网真型实证平台对快速自愈策略进 行了实验测试。该真型实证平台由10kV配电开关 设备、架空模拟线路、电缆模拟线路、配电变压器等 组成,接入10kV电源,设计2段母线共7条出线,包 括4条电缆线路和3条架空线路,可模拟单相接地、 相间短路与断线3类故障,灵活开展多场景故障实 验。利用真型实证平台,搭建三分段单联络架空线路 作为测试线路,选用现场应用的一二次融合断路器及 终端,配置快速自愈馈线自动化策略。真型实证平台 接线和测试用开关设备分别如图11、图12所示。



张林利,等:就地型馈线自动化快速自愈策略研究

Fig.11 Wiring diagram of true type platform for distribution network



图 12 测试用开关设备图 Fig.12 Diagram of testing switchgear

#### 3.1.2 真型测试结果

设置短路、接地2种故障类型,K1、K2、K3区段 共3处故障,对快速自愈策略与电压时间型FA策略 进行对比测试。测试结果表明,快速自愈策略可正 确实现预期动作逻辑,故障自愈时间具有明显优势。 图13是K2区段发生三相短路故障后,快速自愈策 略与电压时间型FA的录波波形。

3.1.3 与电压时间型对比

常规的电压时间型策略,分段开关单侧有压延时合闸时间(X时间)一般为7s,联络开关转供时间



(a)快速自愈策略,隔离时间5s



(b)电压时间型FA,隔离时间23s
 图 13 K2区段三相短路故障波形
 Fig.13 Wave form of 3-phase short circuit fault in section K2

一般为45 s。另外为保证出线开关可以第二次重合 闸,首个分段开关 X 时间设置为 21 s,确保出线开关 合闸线圈有足够储能时间。在此配置下,快速自愈 策略与电压时间型的故障处置时间对比如表 3。另 外,在开关动作次数上,快速自愈策略相比电压时间 型策略开关动作更少。

表3 快速自愈与电压时间型故障处置时间对比 Table 3 Disposal time comparison of fast self-healing feeder automation and voltage timing feeder automation

故障 类型	故障位置	隔离时间/s		恢复时间			
	电压时间型		快速 自愈	恢复 区段	电压时 间型/s	快速 自愈/s	
瞬时故障	任意			K1	2	2	
		_	—	K2	23	2	
				K3	26	2	
永久故障	K1 2	2	2 2	K2	50	15	
		2		K3	47	12	
	VO	K2 23	22	-	K1	25	2
	K2		5	K3	47	12	
			K1	25	2		
	К3	30	30	30 8	K2	32	5

#### 3.2 现场应用

所提出的快速自愈策略在某地实际配电线路中 现场应用。2023年12月14日,试点线路10kV城 子线36号杆隔离开关因树枝搭接造成AB相短路故 障,线路各开关正确动作。图14是10kV城子线的 开关分布图,其中31D开关、81D开关分别是线路31 号杆、81号杆的分段开关。

故障发生后,线路各开关具体动作过程如下:

1)15:21:29,10 kV 城子线出线开关故障跳闸, 线路失电;

2)15:21:31,10 kV 城子线出线开关重合闸成 功,31D、81D 开关分闸;

3)15:21:34,10 kV 城子线 31D 开关合闸,合闸

4)15:21:41,城子线—三村线 95L 联络开关合 闸,恢复故障后端供电。





通过上述动作过程可以看出,采用快速自愈策略,5s完成故障区段隔离,12s完成非故障区段转 供。如采用集中型FA,主站收到出线开关跳闸信号 后,启动FA处理,为避免通信延时造成误判,一般延 时 30s收集终端信息,再进行故障区间判断及遥控 执行,自愈时间约需 40~50s。另外在暴雨、台风等 恶劣天气时,往往出现通信中断或不稳定,集中型 FA存在失效风险。

#### 4 结束语

提出了一种快速自愈就地型 FA 策略,分段开 关通过失压后合位来电检故障加速分闸、失压后合 位短时来电分闸、合闸到故障加速分闸并闭锁等新 功能,与出线开关重合闸、联络开关自动转供配合 完成故障自愈。整个故障自愈过程不依赖终端与 主站通信,也不依赖主站研判功能,相比集中型 FA 具有运行稳定可靠、应对极端恶劣天气能力强的优 势。与广泛应用的电压时间模式就地型 FA 相比, 可显著减少故障停电时间与开关动作次数,提高供 电可靠性。

#### 参考文献

- [1] KHAN A A, LAGHARI A A, RASHID M, et al. Artificial intelligence and blockchain technology for secure smart grid and power distribution automation: a state-of-the-art review [J]. Sustainable Energy Technologies and Assessments, 2023, 57: 103282.
- [2] 唐金锐,鲍柯方,曹芸玉,等.考虑负荷停电差异化的配电自动 化终端混合优化配置方法[J/OL].电力系统自动化,1-14

94

[2024 - 05 - 20]. http://kns. cnki. net / kcms / detail / 32.1180. TP.20240516.1333.004.html.

TANG Jinrui, BAO Kefang, CAO Yunyu, et al. Hybrid optimal configuration method for distribution automation terminal considering load outage differentiation [J / OL]. Automation of Electric Power Systems, 1-14[2024-05-20].http://kns.cnki.net/kcms/detail/32.1180.TP.20240516.1333.004.html.

- [3] CHEN R Z, LI X H, CHEN Y B. Optimal layout model of feeder automation equipment oriented to the type of fault detection and local action [J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2023,8(1):1-15.
- [4] 李志,余绍峰,彭佳盛,等.考虑开关设备和馈线自动化模式的配电网弹性评估方法[J].电力建设,2024,45(1):83-91.
  LI Zhi, YU Shaofeng, PENG Jiasheng, et al.Method for evaluating distribution network resilience considering switchgear and feeder automation modes [J]. Electric Power Construction, 2024, 45 (1):83-91.
- [5] 刘伯文,张旭,王怡,等.计及馈线自动化故障处理全过程的配电终端优化布置方法[J].电力系统保护与控制,2023,51(9):97-107.
   LIU Bowen, ZHANG Xu, WANG Yi, et al. Optimal layout method of distribution terminals considering the whole process of feeder automatic fault handling[J]. Power System Protection and Control,

2023,51(9):97-107. [6] 戴志辉,于礼瑞,何静远,等.适应 IIDG 接入的就地型馈线自动

- (b) 氧化原并, J 化酮, 阿普拉, 阿普拉, 可比值, ING (D) (1) 就起至顶线首切 化改进策略[J].电力自动化设备, 2023, 43(10):184-191. DAI Zhihui, YU Lirui, HE Jingyuan, et al.Improvement strategy of local feeder automation for IIDG integration [J]. Electric Power Automation Equipment, 2023, 43(10):184-191.
- [7] 商海涛,吴林,赵渊,等.计及集中式馈线自动化的配电网可靠 性评估模型[J].电力自动化设备,2017,37(5):129-135.
   SHANG Haitao,WU Lin,ZHAO Yuan, et al.Reliability evaluation model of distribution network incorporating centralized feeder automation [J]. Electric Power Automation Equipment, 2017, 37 (5):129-135.
- [8] ZENG R, CAO Y J, LI Y, et al. A general real-time cyberattack risk assessment method for distribution network involving the influence of feeder automation system [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2024, 15(2):2102-2115.
- [9] 李生珠,李亚刚.浅析自适应综合型馈线自动化的应用[J].电 工技术,2022(22):144-147.
  LI Shengzhu, LI Yagang. Analysis of the application of selfadaptive integrated feeder automation [J]. Electric Engineering, 2022(22):144-147.
- [10] WU B, ZHANG P, ZHENG Y, et al. Fault location analysis of distribution networks considering intelligent distributed feeder automation[C]//2022 4th International Conference on Smart Power

& Internet Energy Systems (SPIES). IEEE, 2022: 1163-1169.

- [11] BOSISIO A, BERIZZI A, LUPIS D, et al. Network automation planning in distribution networks: a feeders coupling method to implement IEC 61850-based smart automation system logic [C]// 2021 AEIT International Annual Conference (AEIT).IEEE, 2021: 1-6.
- [12] 曾广璇,余涛,林丹,等.基于分布式馈线自动化的配电信息物 理系统可靠性评估[J].电力自动化设备,2020,40(12):57-65.
   ZENG Guangxuan,YU Tao,LIN Dan, et al. Reliability assessment of cyber physical distribution system based on distributed feeder automation [J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40 (12):57-65.
- [13] 王珏莹,张振宇,吴涵,等.基于 RTLAB 的配电网智能分布式自 愈控制系统测试技术[J].供用电,2023,40(9):16-26.
  WANG Jueying, ZHANG Zhenyu, WU Han, et al. Detection technology of intelligent distributed self-healing control system in distribution networks based on RTLAB [J]. Distribution & Utilization,2023,40(9):16-26.
- [14] 丁哲,于佳.电力5G低时延技术在电力系统中研究与应用[J]. 山东电力技术,2023,50(12):45-51.
  DING Zhe, YU Jia. Research and application of 5G low-latency technology in power system[J].Shandong Electric Power, 2023,50 (12):45-51.
- [15] 李文君,段登伟,朱雨,等.基于5G通信模式下的配电网自愈保 护应用[J].电力系统保护与控制,2022,50(24):152-159.
  LI Wenjun, DUAN Dengwei, ZHU Yu, et al. Application of distribution network protection based on a 5G end - to-end communication mode [J]. Power System Protection and Control, 2022,50(24):152-159.
- [16] 张维,宋国兵,刘健,等.利用电压暂态量的电压时间型馈线自动化反向合闸闭锁策略改进措施[J].电力系统保护与控制, 2020,48(7):166-173.

ZHANG Wei, SONG Guobing, LIU Jian, et al. Blocking reverseclosed strategy improvement measures with voltage transients for the voltage-time feeder automation [J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(7):166-173.

[17] 吴鹏,何洪流,张锐锋,等.电压-时间型柱上分段开关的保护整定[J].电子器件,2021,44(1):168-172.
WU Peng, HE Hongliu, ZHANG Ruifeng, et al. Protection setting of voltage - time column switch [J]. Chinese Journal of Electron Devices, 2021,44(1):168-172.

[18] 卓梦飞,王敬华.继电保护与配电自动化协同故障隔离技术[J].
 山东电力技术,2019,46(5):17-20.
 ZHUO Mengfei, WANG Jinghua. Cooperative fault isolation technology for relay protection and distribution automation [J].
 Shandong Electric Power,2019,46(5):17-20.

[19] 郑晨玲,朱革兰,兰金晨,等.逆变型分布式电源接入对电压时

间型馈线自动化的影响分析[J].电力系统保护与控制,2020, 48(1):112-116.

ZHENG Chenling, ZHU Gelan, LAN Jinchen, et al. Research on the effect of inverter interfaced distributed generation on voltagetime feeder automation [J]. Power System Protection and Control, 2020,48(1):112-116.

- [20] 李海铎,余国波,鲍小铎,等.浅析电压-时间型配电自动化开关 整定原则[J].云南电力技术,2023,51(2):75-79.
  LI Haiduo,YU Guobo,BAO Xiaofeng, et al.Analysis voltage-time distribution automation switch setting principle [J]. Yunnan Electric Power,2023,51(2):75-79.
- [21] 梁耀贤,郝正航,陈卓,等.就地型馈线自动化反向闭锁逻辑改进策略[J].电网与清洁能源,2023,39(3):1-8.
  LIANG Yaoxian, HAO Zhenghang, CHEN Zhuo, et al. An improvement strategy for in place feeder automation reverse blocking logic[J].Power System and Clean Energy, 2023, 39(3): 1-8.
- [22] 许菲,王大鹏,孙勇,等.自适应复杂配电线路的就地型馈线自动化策略[J].水电能源科学,2020,38(5):181-184.
  XU Fei,WANG Dapeng,SUN Yong, et al.Local feeder automation strategy for adaptive complex distribution lines [J]. Water Resources and Power,2020,38(5):181-184.
- [23] 李兆拓,金松茂,张华.基于区域序号的自适应就地型馈线自动 化故障处理方法[J].电力系统自动化,2019,43(19):179-184.
   LI Zhaotuo, JIN Songmao, ZHANG Hua. Adaptive fault processing method for local type feeder automation based on region sequence

numbers[J].Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(19): 179–184.

- [24] WU J Z, CHEN S Y, GAO Z J, et al. The research and application of intelligent distributed feeder automation in overhead line [C]// 2021 International Conference on Power System Technology (POWERCON).IEEE, 2021:2409-2412.
- [25] SABEEL N, ALAM A, ZAID M. Feeder automation based strategy for reliability enhancement of radial distribution systems [C]//2019 International Conference on Power Electronics, Control and Automation (ICPECA).IEEE, 2019:1–6.

收稿日期:2024-05-06

修回日期:2024-06-20

作者简介:

张林利(1979),通信作者(18615259379@163.com),男,博士,正 高级工程师,研究方向为配电网保护与自动化、新型配电系统运行 控制;

李建修(1985),男,硕士,高级工程师,研究方向为配电网自动化 及安全防护;

李立生(1973),男,硕士,研究员,研究方向为配电网运行状态管 控、交直流互联配电网运行控制;

刘合金(1986),男,硕士,高级工程师,研究方向为配电设备状态 监测和健康评估;

苏国强(1989),男,博士,高级工程师,从事配网运检、配电设备 状态评估相关工作。

(责任编辑 郑天茹)

# "能源电力行业碳排放、碳减排与碳资源化利用"

## 专栏征稿启事

随着我国"双碳"战略的持续推进,作为我国最大的碳排放源和目前唯一纳入全国碳排放权交易市场的 行业,能源电力行业碳摸底与碳减排工作意义重大。然而,受限于我国碳排放核算、碳监测和 CO2 资源化 利用等领域研究起步较晚的现状,能源电力行业低碳发展体系建设仍面临诸多挑战。通过对能源电力行业碳 监测、碳核算、碳减排和低碳发展以及碳捕集、利用和封存(CCUS)等技术进行理论研究和实际应用,是 减少能源电力行业碳排放、促进能源电力低碳化发展和助力实现国家"双碳"战略目标的关键。

为加强学术交流,分享在能源电力行业碳排放、碳减排与碳资源化利用等研究领域取得的成果和进展, 推动科研发展与技术进步,《山东电力技术》编辑部邀请**浙江大学李超研究员、林青阳研究员,中国矿业大 学朱前林副研究员,浙江菲达环保科技股份有限公司刘含笑高级工程师担任特约主编**,主持"能源电力行 ¬¬ 业碳排放、碳减排与碳资源化利用"专栏。诚邀国内外相关领域的专家学者和科研人员积极投稿,本刊 将快速审阅、刊登。

#### 一、征稿方向(包括但不限于)

- 1、能源电力行业碳足迹量化与评价技术
- 2、能源电力行业碳排放现状分析及低碳改造技术
- 3、高效储能、绿电开发等低碳发展技术
- 4、多能互补理论与系统优化
- 5、CO<sub>2</sub>监测技术
- 6、CO2捕集技术

#### 二、投稿要求

- 7、CO<sub>2</sub>资源化利用技术
- 8、CO2 封存技术
- 9、CO2运输技术
- 10、CCUS 集成技术与应用
- 11、CCUS 风险管控技术
- 12、CCUS 源汇匹配技术

1、请从《山东电力技术》网站投稿,请在题名后标注"能源电力行业碳排放、碳减排与碳资源化利用",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版,投稿须知及论文写作模版请在《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 2025 年 8 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》