

山东电力技术

SHANDONG ELECTRIC POWER



双高有源配电网态势感知与运行控制技术实验室

国网山东省电力公司主办

ISSN 1007-9904



2025.8

第52卷
2025年8月

山东电力技术

2025年 第52卷 第8期 (总第333期)

收录情况

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

山东电力技术
SHANDONG DIANLI JISHU
(月刊)

1974年创刊 2025年第8期
第52卷(总第333期)
2025年8月25日出版

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

《山东电力技术》编辑委员会

顾问: 陈维江 郑建华 侯保荣 雷清泉 王成山
主任: 孙岗
副主任: 王伟胜 吴文传 刘玉田 陈志勇 梁作宾
田健

委员: (按姓氏笔画为序)

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

青年编委主任委员: 姚伟 李正烁

青年委员: (按姓氏笔画为序)

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

主编: 吴文传 孟瑜

执行主编: 马艳

责任编辑: 郑天茹 姜婷婷 张丹丹 车永强

中国标准连续出版物号:

ISSN 1007-9904
CN 37-1258/TM

期刊基本参数:

CN 37-1258/TM*1974*m*A4*104*zh*P* ¥18.00*8000*10*2025-8*n

《山东电力技术》入选 中国科技核心期刊



特约 专栏主编简介



包铭磊，浙江大学电气工程学院新百人计划研究员，主要研究方向是综合能源和电力系统可靠性，发表 SCI/EI 期刊论文 50 余篇，主持国家自然科学基金、中国博士后科学基金等项目，入选中国科协青年人才托举工程，担任《电力建设》和《Power System Protection and Control》等杂志的青年编委，获中国电工技术学会科技进步奖、浙江省电力学会科技进步奖等奖励。



陈颀，博士，湘潭大学电气工程系讲师，硕士生导师。长期从事综合能源系统调度优化等相关领域的研究。主持省级项目 2 项，横向 3 项；近年以第一/通讯作者在国内权威期刊发表 SCI 检索期刊论文 10 余篇，担任《湖南电力》、《内蒙古电力技术》等杂志的青年编委，担任多个国内外权威期刊的审稿人。



谢李为，博士，长沙理工大学电气与信息工程学院讲师，硕士生导师。长期从事电力系统保护与控制，配电网故障检测与定位等相关领域的研究。主持国家自然科学基金项目 1 项，参与国家重点研发计划项目 2 项，参与制定 IEEE 国际标准 1 项；近五年，以第一/通讯作者在国内权威期刊，发表 SCI/EI 检索期刊论文 10 余篇，担任多个国内外权威期刊的审稿人，授权发明专利 5 项。

特约主编寄语

在“碳达峰、碳中和”的战略目标下，建设以新能源为主体的新型电力系统是电力行业践行碳减排的重要途径。此背景下，未来新型电力系统将呈现高比例新能源和高比例电力电子设备广泛接入、调节资源多元化等特征，发展需求也将转变为低碳—安全等多元目标。然而，近年来随着极端天气等事件的频发，电力系统面临的新能源间歇性、设备故障、保护误动作等内外不确定因素明显增多，电网安全运行风险日益增大。因此，在以新能源规模化接入为核心的能源低碳转型过程中，如何保障新型电力系统的安全运行成为国内外研究的热点问题。在此背景下，为展示面向新型电力系统低碳韧性运行的最新研究进展和发展趋势，解决技术研究和应用中的难题和热点问题，推动技术创新和交流，《山东电力技术》设立“考虑多元灵活资源协同的新型电力系统低碳安全运行技术”专栏，衷心希望本专题能够为相关领域的专家学者提供交流平台，为我国“双碳”战略的实施提供有益借鉴与参考。

目次

考虑多元灵活资源协同的新型电力系统低碳安全运行技术

基于时空关联定价机制的跨园区综合能源系统优化调度策略
 陈 颀,周子龙,张巧龙,牛哲文,谢李为(1)

基于多源MEMS传感器的架空线电流精确测量方法 周展帆,严 宇,何泽宇,毕岚溪,喻 锐(16)

基于供电能力动态提升的配电网故障抢修与恢复协调优化 ... 陈冰冰,刘家腾,吴浩天,梁 睿,王海威(25)

新型电力系统LFC的时滞相关鲁棒 H_{∞} 控制 范春玲,练红海,刘泳志,贾 睿,李芷阳(36)

人工智能

机器学习在风力发电功率预测中应用综述 李 特,黄孜滢(45)

基于MLSTM-CI的配电系统多时刻量测缺失数据修复..... 郭凌旭,王天昊,黄 盼,王冬阳,李振斌(56)

基于DPE-MFOA-ELM模型的综合母线负荷日前预测方法 赵永波,林浩然,孔维娜,李开灿,窦震海(67)

输变电

基于台风强风实测的输电线路设计风荷载特性及规范对比研究
 邵 帅,杨风利,彭 波,张宏杰,菅明健(79)

多应力下变压器油纸绝缘寿命评估模型 刘 建,孙 锐,高俊营,李长云(85)

热氧老化下聚丙烯共混绝缘微观形貌及电气机械性能演变规律研究
 曹建梅,杜宝帅,杜伯学,张 猛,李忠磊(94)

CONTENTS

•Low-carbon and Secure Operation Technology for New Power System with Diverse Flexible Resources•

Optimization Dispatch Strategy for Multi-park Integrated Energy System Based on Spatiotemporal Correlation

Pricing Mechanism CHEN Jie,ZHOU Zilong,ZHANG Qiaolong,NIU Zhewen,XIE Liwei(1)

Accurate Current Measurement Method for Overhead Lines Based on Multi-source MEMS Sensors

..... ZHOU Zhanfan, YAN Yu, HE Zeyu, BI Lanxi, YU Kun(16)

Optimization of Distribution Network Fault Repair and Restoration Coordination Under Dynamic Improvement of

Power Supply Capacity CHEN Bingbing, LIU Jiateng, WU Haotian, LIANG Rui, WANG Haiwei(25)

Delay-dependent Robust H_∞ Control for LFC in Advanced Power Systems

..... FAN Chunling, LIAN Honghai, LIU Yongzhi, JIA Rui, LI Zhiyang(36)

•Artificial Intelligence•

Overview of Application of Machine Learning in Wind Power Forecasting LI Te, HUANG Ziyang(45)

Multi-moment Missing Measurement Data Reparation for Power Distribution System Based on MLSTM-CI

..... GUO Lingxu, WANG Tianhao, HUANG Pan, WANG Dongyang, LI Zhenbin(56)

Integrated Bus Load Day-ahead Prediction Method Based on DPE-MFOA-ELM Model

..... ZHAO Yongbo, LIN Haoran, KONG Weina, LI Kaican, DOU Zhenhai(67)

•Power Transmission and Transformation•

Study on Designed Wind Load Characteristics of Transmission Line and Standard Comparisons Based on Actual

Measurement of Strong Typhoon..... SHAO Shuai, YANG Fengli, PENG Bo, ZHANG Hongjie, JIAN Mingjian(79)

Life Assessment Model of Transformer Oil-paper Insulation under Multiple Stresses

..... LIU Jian, SUN Rui, GAO Junying, LI Changyun(85)

Effect of Thermal Oxygen Aging on the Microstructure and Electrical and Mechanical Properties of PP/Elastomer

Blending Insulation CAO Jianmei, DU Baoshuai, DU Boxue, ZHANG Meng, LI Zhonglei(94)

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.issn1007-9904.2025.08.001

·考虑多元灵活资源协同的新型电力系统
低碳安全运行技术·

基于时空关联定价机制的跨园区综合能源系统优化调度策略

陈 颢¹,周子龙¹,张巧龙^{1*},牛哲文²,谢李为³

(1.湘潭大学,湖南 湘潭 411105;2.太原理工大学,山西 太原 030024;3.长沙理工大学,湖南 长沙 410004)

摘要:为了解决多园区综合能源系统(multi-park integrated energy system, MPIES)中源荷时空差异性导致的供需不匹配问题,提出一种基于时空关联定价机制的MPIES两阶段优化调度策略。首先,基于分时能源价格与跨区域传输成本提出一种由上层能源运营商(energy system operator, ESO)主导的时空关联定价机制,通过动态刻画电价-气价联动关系及储能设备跨园区调节能力,引导MPIES进行能源跨时空优化配置;其次,构建了一个基于主从博弈均衡的ESO-MPIES两阶段调度模型,第一阶段以ESO收益最大化为导向,在ESO与电网、气网之间进行主博弈上层调度,第二阶段以MPIES成本最小化为导向,在ESO与MPIES之间进行从博弈下层调度;最后,提出了一种交替方向乘子法分布式迭代优化算法(distributed iterative alternating direction method of multipliers, DI-ADMM)与梯度投影法结合的分布式协同优化算法对两阶段调度模型进行求解。算例分析表明,该策略能够有效协调多园区综合能源系统的多能互补,在提升经济效益的同时显著降低碳排放,对于推动“双碳”目标的实现具有重要实践意义。

关键词:跨园区综合能源系统;时空关联定价机制;两阶段博弈;优化调度

中图分类号:TM732

文献标志码:A

文章编号:1007-9904(2025)08-0001-15

Optimization Dispatch Strategy for Multi-park Integrated Energy System Based on Spatiotemporal Correlation Pricing Mechanism

CHEN Jie¹, ZHOU Zilong¹, ZHANG Qiaolong^{1*}, NIU Zhewen², XIE Liwei³

(1. Xiangtan University, Xiangtan 411105, China;

2. Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China;

3. Changsha University of Science and Technology, Changsha 410004, China)

Abstract: To address the mismatch between supply and demand across parks caused by the spatiotemporal differences in energy sources and loads within the multi-park integrated energy system (MPIES), a two-stage optimization dispatch strategy for MPIES is proposed based on a spatiotemporal correlation pricing mechanism. Firstly, a spatiotemporal correlated pricing mechanism, led by the upper-level energy service operator (ESO), is proposed based on time-of-use energy prices and cross-regional transmission costs. This mechanism dynamically characterizes the linkage between electricity and gas prices, as well as the cross-park regulation capabilities of energy storage devices, to guide the MPIES in achieving optimal energy allocation across time and space. Secondly, a bi-level scheduling model based on leader-follower game equilibrium is constructed between the ESO and MPIES. The first stage focuses on maximizing the ESO's profit through upper-level scheduling among the ESO, power grid, and gas network, while the second stage minimizes the MPIES's operational costs through lower-level scheduling between the ESO and MPIES. Finally, a distributed equilibrium collaborative optimization algorithm, which combines the distributed iterative alternating direction method of multipliers (DI-ADMM) and the gradient projection method, is proposed to solve the bi-level scheduling model. Case studies demonstrate that this strategy effectively coordinates multi-energy complementarity in the MPIES, enhances economic benefits, and significantly reduces carbon emissions, holding important practical significance for advancing dual carbon goals.

Keywords: MPIES; spatiotemporal correlation pricing mechanism; two-stage game; optimization dispatch

基金项目:国家自然科学基金项目(52407078);湖南省教育厅教学改革项目(202401000571);煤电清洁智能控制教育部重点实验室开放课题项目(CICCE202421);湘潭大学校级科研项目(22QDZ05);湖南省研究生科研创新项目(CX20240614)。

National Natural Science Foundation of China(52407078); Scientific Research Fund of Hunan Provincial Education Department(202401000571); Open Research Project of Key Laboratory of Clean and Intelligent Coal Power Control, Ministry of Education(CICCE202421); Research Project Supported by Xiangtan University(22QDZ05); Hunan Provincial Innovation Foundation for Postgraduate(CX20240614).

0 引言

在全球能源转型与可持续发展的背景下,园区综合能源系统(park integrated energy system, PIES)作为能源革命的核心舞台^[1-2],正从单一园区独立运行向多园区协同互补的合作联盟转变^[3-4]。这一转型构建了涵盖电、气等多能流的多园区能源网络,打破了传统PIES的物理边界^[5-6]。然而,多园区场景下能源供需呈现出显著的时空异质性。时间维度上,太阳能、风能等可再生能源的发电功率受气候和时间的显著影响,具有间歇性和波动性。空间维度上,不同园区的能源需求因产业结构、人口密度等因素而存在差异。这种时空差异性给多园区能源网络的调度带来了巨大挑战^[7]。同时,各园区用户、运营商和能源供应商在能源分配和交易中因自身利益诉求而存在着复杂的博弈关系,这进一步增加了多园区综合能源系统(multi-park integrated energy system, MPIES)调度的难度^[7]。因此,建立涵盖可调节资源容量匹配的需求响应调度优化策略成为当前MPIES发展的迫切需求。

目前,针对MPIES的调度优化已开展大量研究,从调度方法来看,主从博弈与纳什谈判作为两种有效的协调机制,被广泛应用于协调能源运营商(energy system operator, ESO)与园区之间的利益分配问题^[8-10]。得益于优化调度与交易机制之间的紧密联系,文献[11]提出了一种基于阶梯式碳交易和合作博弈的低碳经济调度模型,并采用Shapley值分配法实现各方利益冲突的有效协调。文献[12]和文献[13]则分别聚焦于备用调度和交易机制,通过多主体能源系统的协同优化,旨在解决电-气综合能源系统在经济性与可靠性方面所面临的问题;从调度建模上看,MPIES的调度更注重多元能源设备的组合优化,如文献[14]建立了基于考虑共享储能与主从博弈的PIES模型。文献[15]引入阶梯式碳交易机制和电转气设备将原问题转化为混合整数线性问题,实现低碳经济运行;从调度目标来看,大多研究都聚焦于减少碳排放和提升新能源消纳率^[16-18],文献[19]通过引入碳排放惩罚因子,将多目标问题转化成单目标问题进行求解,降低运行成本和碳排放量。文献[20]将Z-score因子结合平准化储能度电成本和阶梯碳交易效用模型协同优化,

实现系统净运行成本最小。上述研究多侧重多元利益主体的优化方法以及经济性目标在建模领域的体现,取得了一定成果。然而,合理的定价机制能够反映能源市场的供求关系和资源稀缺程度,引导能源生产者和消费者做出最优决策,从而实现能源资源的高效配置,因此在MPIES优化调度中,定价机制起着至关重要的作用。文献[21]以需求价格弹性为基础建立多类型负荷的需求响应策略,体现了定价机制对经济性的积极影响。文献[22]提出基于用户需求响应的分时电价优化模型,进一步说明了定价机制对能源资源配置的引导作用。文献[23]说明了实时定价机制使供给侧根据需求侧的实时情况调整能源供应,可提高能源利用效率和系统的经济性。文献[24]表明定价机制能够协调多方利益关系,促进能源的协同优化。文献[25]结合分时电、热价格和能源转换响应手段,进一步证明了定价机制在MPIES中对实现经济性和低碳目标的重要性。

然而,源荷时空波动性加剧了能源市场的供需匹配难度,其核心矛盾体现在供需双侧的动态平衡实现上。可再生能源的间歇性与园区负荷的时空异质性,导致供应侧出力曲线与需求侧响应模式呈现非平稳耦合特征。传统静态定价机制因无法捕捉供需双侧的实时互动关系,导致能源跨时空配置效率低下,价格信号滞后性进一步削弱了MPIES调度灵活性。基于此,构建适配供需双侧特性的时空动态定价机制并实现调度平衡,须突破以下三大核心挑战:1)时空异质性状态下MPIES各主体定价困难。传统静态定价机制难以适配负荷需求与可再生能源出力的时空波动特性,使得能源跨时空配置效率低下。2)时空耦合环境下MPIES各主体利益失调。时空耦合环境下ESO与PIES间的博弈存在策略性互动冲动,传统单层优化无法刻画双向博弈的动态均衡。3)MPIES调度模型求解复杂。与传统PIES调度模型相比,电-气耦合设备及储能模型在多园区间的协同运作,导致了优化问题呈现出非凸非光滑的特性,同时在价格更新过程存在梯度消失问题,这使得传统的集中式和启发式算法面临计算时间长与收敛性缺失难以有效求解的问题。

针对上述挑战,本文从MPIES多方共赢的角度

出发,提出了一种基于时空关联定价机制的MPIES优化调度策略,论文主要贡献如下:1)融合时间分时弹性与空间传输成本,考虑能源购售价格差异,提出一种动态刻画电价-气价联动关系及储能设备跨园区调节能力的时空关联定价机制,以引导MPIES进行能源跨时空优化配置;2)构建了一个基于主从博弈均衡的ESO-MPIES两阶段调度模型,通过电-气耦合动态约束方程与储能充放电协同约束,形成能量流与价格信号的闭环反馈,保证博弈均衡可达性;3)提出了一种交替方向乘子法分布式迭代优化算法(distributed iterative alternating direction method of multipliers, DI-ADMM)与梯度投影法结合的协同优化算法,上层模型通过投影梯度法近似线性在可行域内更新价格,下层模型采用交替方向乘子法(alternating direction method of multipliers, ADMM)解耦园区间传输约束实现分布式优化。

1 基于时空关联定价机制的MPIES优化框架

本文针对传统调度方法难以协调能源供应侧与负荷需求侧在时间和空间维度上存在的差异性所引发的园区间供需不匹配、运行成本高及可再生能源利用率低等问题,提出了一种基于时空关联定价机制的MPIES两阶段博弈优化调度策略,以求更高效利用供需双侧资源并保障跨园区交易收益。

本文基于Stackelberg博弈理论,ESO作为多园区能源交易的定价主体,负责设定价格规则,MPIES作为跟随者,根据ESO价格调整内部交易价格和调度策略。MPIES优化框架具体如图1所示。

在第一阶段,ESO设定为上层领导者,其与电网、气网对接,通过考虑上级能源市场的价格约束以及下层MPIES的购售能源需求,根据第一阶段定价机制,制定购售电价和气价。

在第二阶段,多个PIES组成的MPIES设定为下层跟随者,其基于上级能源市场和ESO提供的能源交易价格信息,根据第二阶段定价机制,制定MPIES内部能源交易价格。各PIES根据自身能源供需情况在能源交易中可作为供应商或采购商选择其他PIES进行能源购售,从而达成MPIES合作,实现能源共享。MPIES在保证合作效益最大化的基础上,向ESO传递购售能源计划,使ESO制定的能源购售价格最优,从而实现ESO-MPIES共赢。

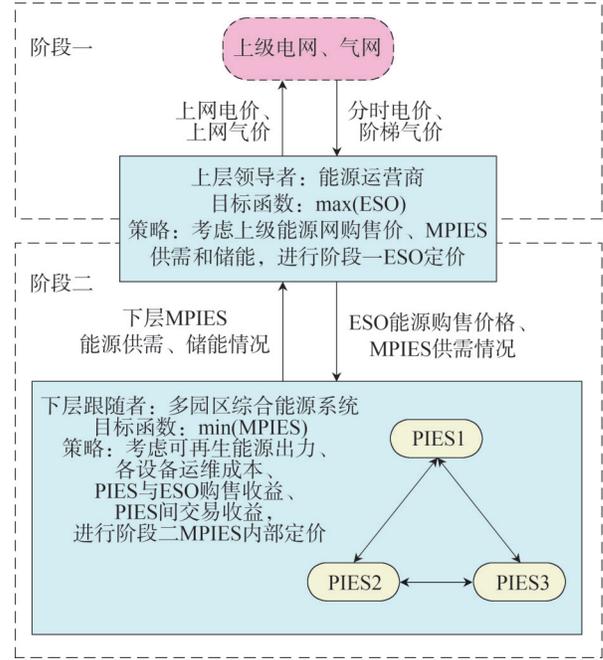


图1 多园区综合能源系统优化调度框架

Fig.1 Optimization dispatching framework for multi-park integrated energy system

2 ESO-MPIES的时空定价机制

2.1 时空关联定价实现过程

本文提出的时空关联定价机制,其核心逻辑在于将系统源荷时空差异性量化为参数矩阵,通过差异驱动型定价引导跨时空资源优化配置,最终通过ESO-MPIES主从博弈达成稳定均衡,实现能源供需的协同优化。

2.1.1 时空特征参数矩阵

建立能源供需的时空特征矩阵,量化时间维度的分时源荷波动与空间维度的区域传输成本,通过实时参数更新,为动态定价提供输入参数。时间维度上,基于上级电网/气网第 t 时段的购售价矩阵 λ_t^{es} ,MPIES第 t 时段的分时源荷特征 $P_t = [D_t, S_t, S_t^{pred}]$,其中 D_t, S_t, S_t^{pred} 分别为第 t 时段MPIES的负荷需求、可再生能源实际出力及预测出力矩阵;储能状态 $Q_t^{ES} = [P_t^c, P_t^d]$,其中 P_t^c, P_t^d 为第 t 时段MPIES多种储能设备的充放功率矩阵。空间维度上,设置第 t 时段的区域差价因子 α_t ,定义第 t 时段的区域传输成本单价 β_t^{tra} 。

$$\begin{cases} T_t = [\lambda_t^{es}, P_t, Q_t^{ES}] \\ S_t^p = [\alpha_t, \beta_t^{tra}] \end{cases} \quad (1)$$

式中: T_t, S_t^p 分别为第 t 时段的时间维度参数矩阵和空间维度参数矩阵。

2.1.2 时空差异价格生成

将上述时空差异参数嵌入价格函数,生成具有梯度特征的价格信号。

1) 时间关联性: 分时动态定价。

ESO 通过分时动态定价机制,实时响应上级电网分时电价与气网动态气价波动,其基准购售能源价格矩阵^[26]为

$$\lambda_t^{\text{base}} = \lambda_t^{\text{eg}} \cdot \left(1 + R_t^{\text{RES}} \cdot \frac{S_t^{\text{pred}} - S_t^{\text{avg}}}{S_t^{\text{rated}}} \right) \quad (2)$$

式中: R_t^{RES} 为第 t 时段政策或市场驱动的价格调整系数,动态响应时段性消纳目标; S_t^{avg} 为可再生能源历史平均出力矩阵; S_t^{rated} 为第 t 时段可再生能源设备的额定功率矩阵,用于归一化出力差异,消除容量影响。

同时为增强定价模型的时间分辨率,引入时段性供需偏差与储能调度的动态补偿项。

$$\begin{cases} \Delta \lambda_t^{\text{sell}} = \alpha_t^s \cdot (D_t - S_t) \cdot \lambda_t^{\text{base}} \\ \Delta \lambda_t^{\text{buy}} = \alpha_t^b \cdot (P_t^d - P_t^e) \cdot \lambda_t^{\text{base}} \end{cases} \quad (3)$$

式中: $\Delta \lambda_t^{\text{sell}}, \Delta \lambda_t^{\text{buy}}$ 分别为第 t 时段 ESO 的售能与购能补偿项,由供需偏差和储能调度策略决定; α_t^s, α_t^b 分别为第 t 时段 ESO 售能和购能的差价因子。

2) 空间关联性: 区域协同定价。

针对多园区能源结构差异与实时供需状态,设计空间协同定价机制。区域差价因子 α_t 反映不同区域能源交易的地理与经济性差异;并叠加空间传输成本项 $\beta_t^{\text{tra}} \cdot \Delta P_t^{\text{tra}}$,其中 ΔP_t^{tra} 为第 t 时段不同能源的传输量矩阵。通过上述参数耦合,可制定园区间能源交易价格,实现多园区能源交易的协同优化。

3) 时空关联性: 时空联动动态定价。

时空关联定价通过时间与空间双重维度的动态耦合实现能源价格的协同优化,其定价函数的本质是将第 t 时段的时间动态补偿项 $\Delta \lambda_t = [\Delta \lambda_t^{\text{sell}}, \Delta \lambda_t^{\text{buy}}]$ 与空间传输成本项 $\beta_t^{\text{tra}} \cdot \Delta P_t^{\text{tra}}$ 叠加至基准价格 λ_t^{base} ,形成时空联动的动态价格信号。本文时空关联定价为

$$\lambda_t^{\text{TS}} = f(T_t, S_t^p) = \lambda_t^{\text{eg}} + \Delta \lambda_t + \beta_t^{\text{tra}} \cdot \Delta P_t^{\text{tra}} \quad (4)$$

式中: $f(T_t, S_t^p)$ 为第 t 时段的时空关联定价函数。

2.1.3 主从博弈动态反馈

博弈均衡化描述了 ESO 与 MPIES 的主从博弈过程,其目标是通过 ESO 价格信号与 MPIES 能源交易行为的动态反馈达成系统均衡。

ESO 作为领导者,基于 MPIES 的供需约束,动态调整能源购售价格,以售能收入与购能成本差值最大化自身收益。

MPIES 作为跟随者,根据 ESO 的价格信号优化本地能源生产、储能调度及跨区交易,最小化整体运营成本。

ESO 通过价格调控引导 MPIES 行为,而 MPIES 的响应反作用于 ESO 的价格策略,最终形成稳定均衡,确保系统经济性与运行效率的协同优化。

如图 2 所示,ESO 实时获取各园区的能源供需数据、储能状态和园区间交易量,在满足供需平衡和售能收益的情况下,基于时空关联定价公式,动态生成对 MPIES 的电能和天然气的购售价格信号,最大化 ESO 收益。MPIES 根据 ESO 的价格信号调整自身的能源生产、储能调度和交易策略,最小化 MPIES 总运行成本,并将实际交易量和需求反馈给 ESO,形成主从博弈闭环,实现能源供需的协同优化。

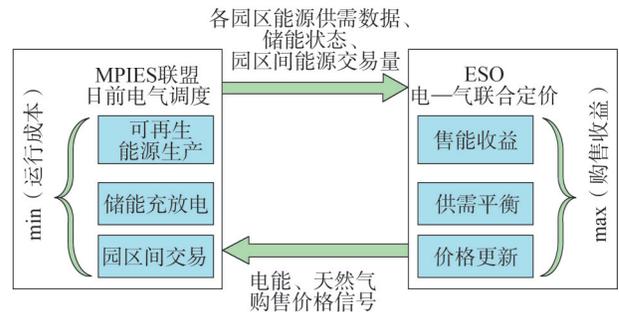


图 2 时空协同优化机制

Fig.2 Spatiotemporal collaborative optimization mechanism

2.2 时空关联定价机制构建

本文提出的时空关联定价机制贯穿 ESO-MPIES 优化调度模型的两阶段协同过程。在阶段一,ESO 基于上级能源网的购售价,结合 MPIES 的整体供需和储能差异,根据第一阶段定价机制确定电能和天然气的购售价格;在阶段二,MPIES 基于 ESO 制定的能源交易价格信息,结合内部能源供需差异,根据第二阶段定价机制确定园区间的能源交易

价格。

2.2.1 阶段一:ESO主导的定价机制

ESO对MPIES的能源购售定价,时间维度上,基于上级电网的分时电价、上网电价以及气网的动态气价,结合可再生能源出力预测与负荷需求差,制定基准售能价格;通过储能充放功率偏差实时修正基准购能价格;空间维度上,根据各园区能源结构差异引入区域差价因子,动态调整购售价格。综合时间和空间双重维度,构建购售能源价格模型。

1) ESO对MPIES的售电定价模型为:

$$\lambda_t^{\text{sell,PE}} = \lambda_t^{\text{sell,ES}} + \alpha_t^{\text{elec,s}} \cdot (D_t^{\text{elec}} - S_t^{\text{elec}}) + \beta_t^{\text{elec}} \cdot \Delta P_{\text{trans}}^{\text{elec,s}} \quad (5)$$

$$\begin{cases} D_t^{\text{elec}} = \sum_{i=1}^N (P_{i,t}^{\text{eload}} + P_{i,t}^{\text{p2g}} + \Delta Q_{i,t}^{\text{e}}) \\ S_t^{\text{elec}} = \sum_{i=1}^N (P_{i,t}^{\text{pv}} + P_{i,t}^{\text{wt}} + P_{i,t}^{\text{mt}}) \end{cases} \quad (6)$$

式中: $\lambda_t^{\text{sell,ES}}$ 为第 t 时段上级电网的分时电价; $\alpha_t^{\text{elec,s}}$ 为第 t 时段ESO的售电差价因子; D_t^{elec} 、 S_t^{elec} 分别为第 t 时段MPIES的电能总需求功率与新能源总出力功率; β_t^{elec} 、 $\Delta P_{\text{trans}}^{\text{elec,s}}$ 分别为第 t 时段的电能传输单价和ESO对MPIES的售电量; N 为MPIES中PIES的个数; $P_{i,t}^{\text{eload}}$ 、 $P_{i,t}^{\text{p2g}}$ 、 $\Delta Q_{i,t}^{\text{e}}$ 、 $P_{i,t}^{\text{pv}}$ 、 $P_{i,t}^{\text{wt}}$ 、 $P_{i,t}^{\text{mt}}$ 分别为第 t 时段园区 i 的电负荷功率、电转气设备输入电功率、电储能设备充放功率差值、光伏发电功率、热电联产机组输出电功率。

2) ESO对MPIES的购电定价模型为:

$$\lambda_t^{\text{buy,PE}} = \lambda_t^{\text{buy,ES}} - \alpha_t^{\text{elec,b}} (P_{i,t}^{\text{e,d}} - P_{i,t}^{\text{e,c}}) + \beta_t^{\text{elec}} \cdot \Delta P_{\text{trans}}^{\text{elec,b}} \quad (7)$$

$$\begin{cases} P_{i,t}^{\text{e,d}} = \sum_{i=1}^N P_{i,t}^{\text{e,d}} \\ P_{i,t}^{\text{e,c}} = \sum_{i=1}^N P_{i,t}^{\text{e,c}} \end{cases} \quad (8)$$

式中: $\lambda_t^{\text{buy,ES}}$ 为第 t 时段上级电网的上网电价; $\alpha_t^{\text{elec,b}}$ 为第 t 时段ESO的购电差价因子; $P_{i,t}^{\text{e,d}}$ 、 $P_{i,t}^{\text{e,c}}$ 分别为第 t 时段MPIES电储能设备的总放电功率和总充电功率; $\Delta P_{\text{trans}}^{\text{elec,b}}$ 为第 t 时段ESO对MPIES的购电量; $P_{i,t}^{\text{e,d}}$ 、 $P_{i,t}^{\text{e,c}}$ 分别为第 t 时段园区 i 电储能设备的放电功率和充电功率。

3) ESO对MPIES的售气定价模型为:

$$C_t^{\text{sell,PE}} = C_t^{\text{sell,ES}} + \alpha_t^{\text{gas,s}} (D_t^{\text{gas}} - S_t^{\text{gas}}) + \beta_t^{\text{gas}} \cdot \Delta P_{\text{trans}}^{\text{gas,s}} \quad (9)$$

$$\begin{cases} D_t^{\text{gas}} = \sum_{i=1}^N (G_{i,t}^{\text{gload}} + G_{i,t}^{\text{mt}} + \Delta Q_{i,t}^{\text{g}}) \\ S_t^{\text{gas}} = \sum_{i=1}^N G_{i,t}^{\text{p2g}} \end{cases} \quad (10)$$

式中: $C_t^{\text{sell,ES}}$ 为第 t 时段上级气网的气网气价; $\alpha_t^{\text{gas,s}}$ 为第 t 时段ESO的售气差价因子; D_t^{gas} 、 S_t^{gas} 分别为第 t 时段MPIES的天然气总需求量和电转气设备总供给气量; β_t^{gas} 、 $\Delta P_{\text{trans}}^{\text{gas,s}}$ 分别为第 t 时段天然气传输单价和ESO对MPIES的售气量; $G_{i,t}^{\text{gload}}$ 、 $G_{i,t}^{\text{mt}}$ 、 $\Delta Q_{i,t}^{\text{g}}$ 、 $G_{i,t}^{\text{p2g}}$ 分别为第 t 时段园区 i 的天然气负荷量、热电联产机组耗气量、气储能设备充放量差值、电转气设备气供给量。

4) ESO对MPIES的购气定价模型为:

$$C_t^{\text{buy,PE}} = C_t^{\text{buy,ES}} - \alpha_t^{\text{gas,b}} (P_{i,t}^{\text{g,d}} - P_{i,t}^{\text{g,c}}) + \beta_t^{\text{gas}} \cdot \Delta P_{\text{trans}}^{\text{gas,b}} \quad (11)$$

$$\begin{cases} P_{i,t}^{\text{g,d}} = \sum_{i=1}^N P_{i,t}^{\text{g,d}} \\ P_{i,t}^{\text{g,c}} = \sum_{i=1}^N P_{i,t}^{\text{g,c}} \end{cases} \quad (12)$$

式中: $C_t^{\text{buy,ES}}$ 为第 t 时段上级气网的上网气价; $\alpha_t^{\text{gas,b}}$ 为第 t 时段ESO的购气差价因子; $P_{i,t}^{\text{g,d}}$ 、 $P_{i,t}^{\text{g,c}}$ 分别为第 t 时段MPIES气储能设备的总放气功率和总充气功率; $\Delta P_{\text{trans}}^{\text{gas,b}}$ 为第 t 时段ESO对MPIES的购气量; $P_{i,t}^{\text{g,d}}$ 、 $P_{i,t}^{\text{g,c}}$ 分别为第 t 时段园区 i 气储能设备的放气功率和充气功率。

2.2.2 阶段二:MPIES响应的定价机制

本文设计的MPIES通过交易能源余缺量进行内部合作,其时空交易价考虑空间传输成本,以上级电网、气网的购售价为价格边界,随MPIES总能源供需比的变化进行波动。时间维度上,MPIES基于上级能源网的分时能源价格和ESO的购售价格,制定内部的基准交易价格。空间维度上,MPIES通过量化整体能源供需差异,在跨园区交易中设置区域差价因子,制定交易价格动态补偿项,同时按传输距离分配传输成本。

定义 δ_t^{elec} 、 δ_t^{gas} 为第 t 时段电能、天然气供需比。

$$\begin{cases} \delta_t^{\text{elec}} = E_t^{\text{buy}}/E_t^{\text{sell}} = \sum_{i=1}^N E_{i,t}^{\text{buy}} / \sum_{i=1}^N E_{i,t}^{\text{sell}} \\ \delta_t^{\text{gas}} = G_t^{\text{buy}}/G_t^{\text{sell}} = \sum_{i=1}^N G_{i,t}^{\text{buy}} / \sum_{i=1}^N G_{i,t}^{\text{sell}} \end{cases} \quad (13)$$

式中: E_t^{buy} 、 E_t^{sell} 、 G_t^{buy} 、 G_t^{sell} 分别为第 t 时段MPIES总的电能购买量、售量和天然气购买量、售量; $E_{i,t}^{\text{buy}}$ 、 $E_{i,t}^{\text{sell}}$ 、 $G_{i,t}^{\text{buy}}$ 、 $G_{i,t}^{\text{sell}}$ 分别为第 t 时段园区 i 的电能购买量、售量和天然气购买量、售量。

1) MPIES内部的电价模型。

MPIES内部电能定价综合考虑园区间的电能传

输成本和供需差异,其时空定价建模为

$$\lambda_{ij,t}^{e,tra} = \begin{cases} \frac{\lambda_t^{sell,ES} (\lambda_t^{buy,ES} + \lambda_t^{sell,ES})}{\lambda_t^{sell,ES} (1 + \delta_t^{elec}) + \lambda_t^{buy,ES} (1 - \delta_t^{elec})} + \beta_t^{elec} \cdot T_{ij,t}^{elec}, & 0 \leq \delta_t^{elec} \leq 1 \\ \frac{1}{\delta_t^{elec}} \lambda_t^{buy,ES} (\lambda_t^{buy,ES} + \lambda_t^{sell,ES}) \\ \lambda_t^{buy,ES} \left(1 + \frac{1}{\delta_t^{elec}}\right) + \lambda_t^{sell,ES} \left(1 - \frac{1}{\delta_t^{elec}}\right) \\ \left(1 - \frac{1}{\delta_t^{elec}}\right) \lambda_t^{buy,ES} + \beta_t^{elec} \cdot T_{ij,t}^{elec}, & \delta_t^{elec} > 1 \end{cases} \quad (14)$$

式中: $T_{ij,t}^{elec}$ 为第 t 时段园区 i 向园区 j 的电能传输量。

2) MPIES 内部的气价模型。

MPIES 内部天然气定价综合考虑园区间天然气管道传输成本和天然气供需差异,其时空定价建模为

$$\lambda_{ij,t}^{g,tra} = \begin{cases} \frac{C_t^{sell,ES} (C_t^{buy,ES} + C_t^{sell,ES})}{C_t^{sell,ES} (1 + \delta_t^{gas}) + C_t^{buy,ES} (1 - \delta_t^{gas})} + \beta_t^{gas} \cdot T_{ij,t}^{gas}, & 0 \leq \delta_t^{gas} \leq 1 \\ \frac{1}{\delta_t^{gas}} C_t^{buy,ES} (C_t^{buy,ES} + C_t^{sell,ES}) \\ C_t^{buy,ES} \left(1 + \frac{1}{\delta_t^{gas}}\right) + C_t^{sell,ES} \left(1 - \frac{1}{\delta_t^{gas}}\right) \\ \left(1 - \frac{1}{\delta_t^{gas}}\right) C_t^{buy,ES} + \beta_t^{gas} \cdot T_{ij,t}^{gas}, & \delta_t^{gas} > 1 \end{cases} \quad (15)$$

式中: $T_{ij,t}^{gas}$ 为第 t 时段园区 i 向园区 j 的天然气传输量。

3 基于主从博弈的 ESO-MPIES 联盟两阶段调度模型

本文考虑不同园区在不同时间段的能源需求和供应状况建立两阶段调度模型。上层 ESO 通过动态调整电能和天然气的购售价格,最大化自身收益。下层 MPIES 根据 ESO 的价格信号优化本地能源生产、储能调度、P2G 运行及园区间能源交易量,从而最小化总成本。

3.1 ESO 上层调度模型

3.1.1 目标函数

ESO 作为主从博弈的上层领导者,以最大化自身收益为目标函数,包括与上级电网、气网以及 MPIES 购售电能和天然气的成本与收益。以 T 为调度周期,其总交易收益为

$$\max I^{ESO} = \max \left(\begin{aligned} & \sum_{t=1}^T \left[(\lambda_t^{sell,PE} - \lambda_t^{sell,ES}) \cdot \sum_{i=1}^N E_{i,t}^{sell} \right] + \\ & \sum_{t=1}^T \left[(\lambda_t^{buy,ES} - \lambda_t^{buy,PE}) \cdot \sum_{i=1}^N E_{i,t}^{buy} \right] + \\ & \sum_{t=1}^T \left[(C_t^{sell,PE} - C_t^{sell,ES}) \cdot \sum_{i=1}^N G_{i,t}^{sell} \right] + \\ & \sum_{t=1}^T \left[(C_t^{buy,ES} - C_t^{buy,PE}) \cdot \sum_{i=1}^N G_{i,t}^{buy} \right] \end{aligned} \right) \quad (16)$$

3.1.2 约束条件

为保障 ESO 不亏损且确保 MPIES 的收益,ESO 的购售价格需满足以下两类约束。

1) 双向价格套利约束如式(17)所示。为避免 ESO 在能源交易中亏损,其售能价格不低于上级能源市场的售能价格,购能价格不高于上级能源市场的购能价格。

$$\begin{cases} \lambda_t^{sell,PE} \geq \lambda_t^{sell,ES} \\ \lambda_t^{buy,PE} \leq \lambda_t^{buy,ES} \\ C_t^{sell,PE} \geq C_t^{sell,ES} \\ C_t^{buy,PE} \leq C_t^{buy,ES} \end{cases} \quad (17)$$

2) 价格的上下限及平均成本约束如式(18)所示。ESO 对 MPIES 的购售价格须限定于预设区间,且日平均值不超过历史阈值。

$$\begin{cases} \lambda_{\min}^{sell,PE} \leq \lambda_t^{sell,PE} \leq \lambda_{\max}^{sell,PE}, \sum_{t=1}^T \lambda_t^{sell,PE} / T \leq \lambda_{\text{ave}}^{sell,PE} \\ \lambda_{\min}^{buy,PE} \leq \lambda_t^{buy,PE} \leq \lambda_{\max}^{buy,PE}, \sum_{t=1}^T \lambda_t^{buy,PE} / T \leq \lambda_{\text{ave}}^{buy,PE} \\ C_{\min}^{sell,PE} \leq C_t^{sell,PE} \leq C_{\max}^{sell,PE}, \sum_{t=1}^T C_t^{sell,PE} / T \leq C_{\text{ave}}^{sell,PE} \\ C_{\min}^{buy,PE} \leq C_t^{buy,PE} \leq C_{\max}^{buy,PE}, \sum_{t=1}^T C_t^{buy,PE} / T \leq C_{\text{ave}}^{buy,PE} \end{cases} \quad (18)$$

式中: $\lambda_{\max}^{sell,PE}$ 、 $\lambda_{\min}^{sell,PE}$ 、 $\lambda_{\text{ave}}^{sell,PE}$ 分别为 ESO 对 MPIES 售电价的上限、下限和历史阈值; $\lambda_{\max}^{buy,PE}$ 、 $\lambda_{\min}^{buy,PE}$ 、 $\lambda_{\text{ave}}^{buy,PE}$ 分别为 ESO 对 MPIES 购电价的上限、下限和历史阈值; $C_{\max}^{sell,PE}$ 、 $C_{\min}^{sell,PE}$ 、 $C_{\text{ave}}^{sell,PE}$ 分别为 ESO 对 MPIES 售气价的上限、下限和历史阈值; $C_{\max}^{buy,PE}$ 、 $C_{\min}^{buy,PE}$ 、 $C_{\text{ave}}^{buy,PE}$ 分别为 ESO 对 MPIES 购气价的上限、下限和历史阈值。

3.2 MPIES 下层优化模型

3.2.1 MPIES 各单元组成

本文构建的 MPIES 以电能、天然气为主要能源形式,具体配置了热电联供(combined heating and power, CHP)、电储能(electric energy storage, EES)、气储能(gas energy storage, GES)、电转气(power to

gas, P2G)等设备。

CHP系统通过天然气在微型燃气轮机中燃烧发电并排出高温气体,实现天然气转化为电能。其数学模型为

$$G_t^{mt} = S_{mt} \frac{P_t^{mt}}{\eta_{mt} V_{LH}} \quad (19)$$

式中: G_t^{mt} 为第 t 时段 CHP 机组的天然气消耗量; S_{mt} 为机组运行状态变量,由 0、1 分别表示停、启; P_t^{mt} 为第 t 时刻机组的输出电功率; η_{mt} 为机组发电效率; V_{LH} 为天然气低位热值,取 9.7 kWh/m^3 。

P2G 将水电解获得氢气,并进一步将氢气与二氧化碳等合成甲烷等气体,从而实现电能转化为天然气。其数学模型为

$$G_t^{p2g} = \eta_{p2g} \times P_t^{p2g} \quad (20)$$

式中: G_t^{p2g} 为第 t 时段电转气设备输出的天然气量; η_{p2g} 为电转气效率; P_t^{p2g} 为第 t 时段电转气设备的耗电量。

本文采用储电、储气两类储能装置,须满足充放电模型及约束条件,其模型为

$$Q_{i,t+1}^x = (1 - \delta_x) \cdot Q_{i,t}^x + (e_{x,c} P_{i,t}^{x,c} - e_{x,d} P_{i,t}^{x,d}) \cdot \Delta t \quad (21)$$

$$\Delta Q_{i,t}^x = Q_{i,t+1}^x - Q_{i,t}^x \quad (22)$$

式中: x 为储能装置类型, $x = e$, 代表储电, $x = g$, 代表储气; $Q_{i,t}^x$ 为第 t 时段园区 i 储能装置 x 的储能量; δ_x 为储能装置 x 的能量损失率; $P_{i,t}^{x,c}$ 、 $P_{i,t}^{x,d}$ 为第 t 时刻储能装置 x 的充放电功率; $e_{x,c}$ 、 $e_{x,d}$ 为储能装置 x 的充、放能效率; $\Delta Q_{i,t}^x$ 为第 t 时段园区 i 储能装置 x 的净充电功率。

3.2.2 MPIES 下层模型目标函数

MPIES 作为下层跟随者,以最小化总成本为目标函数,如式(23)所示。各园区成本包括园区设备运维成本、园区与 ESO 之间的能源购销收益、PIES 间能源交易收益,如式(24)一式(27)所示。

$$\min I^{MPIES} = \min \left(\sum_{i=1}^N I_i^{MPIES} \right) \quad (23)$$

$$\min I_i^{MPIES} = \min (C_i^{om} - I_i^{EP} - I_i^{trade}) \quad (24)$$

式中: I_i^{MPIES} 为 MPIES 中园区 i 的总运行成本; C_i^{om} 为园区 i 的总设备运维成本; I_i^{EP} 为园区 i 向 ESO 进行能源交易的总收益; I_i^{trade} 为园区 i 向其他园区进行能源交易的总收益。

$$C_i^{om} = \sum_{t=1}^T \sum_{m \in M} (c_i^m \cdot P_{i,t}^m) \quad (25)$$

式中: $P_{i,t}^m$ 为第 t 时段园区 i 中设备 m 的运行功率; c_i^m 为园区 i 中设备 m 单位功率的运行维护费用; 设备类型集合为 $M = \{e, g, pv, wt, p2g, mt\}$, $m = e$, 代表储电, $m = g$, 代表储气, $m = pv$, 代表光伏发电系统, $m = wt$, 代表风机系统, $m = p2g$, 代表电转气设备, $m = mt$, 代表微燃机设备。

$$I_i^{EP} = \sum_{t=1}^T \left(\lambda_t^{buy, PE} \cdot \sum_{i=1}^N E_{i,t}^{buy} - \lambda_t^{sell, PE} \cdot \sum_{i=1}^N E_{i,t}^{sell} + C_t^{buy, PE} \cdot \sum_{i=1}^N G_{i,t}^{buy} - C_t^{sell, PE} \cdot \sum_{i=1}^N G_{i,t}^{sell} \right) \quad (26)$$

$$I_i^{trade} = \sum_{t=1}^T \left[\sum_{j=1, j \neq i}^N (\lambda_{ij,t}^{e, tra} \cdot P_{ij,t}^{e, tra} + \lambda_{ij,t}^{g, tra} \cdot P_{ij,t}^{g, tra}) \right] \quad (27)$$

式中: $\lambda_{ij,t}^{e, tra}$ 、 $\lambda_{ij,t}^{g, tra}$ 为第 t 时段园区 i 向园区 j 传输电能、天然气的交易价格; $P_{ij,t}^{e, tra}$ 、 $P_{ij,t}^{g, tra}$ 为第 t 时段园区 i 向园区 j 传输电能、天然气的交易量。

3.2.3 约束条件

1) 各 PIES 的电、气功率平衡约束为:

$$E_{i,t}^{sell} + P_{i,t}^{pv} + P_{i,t}^{wt} + P_{i,t}^{mt} + \sum_{j=1, j \neq i}^N P_{ji,t}^{e, tra} = \quad (28)$$

$$E_{i,t}^{buy} + \sum_{j=1, j \neq i}^N P_{ij,t}^{e, tra} + P_{i,t}^{eload} + P_{i,t}^{p2g} + \Delta Q_{i,t}^e$$

$$G_{i,t}^{sell} + G_{i,t}^{p2g} + \sum_{j=1, j \neq i}^N P_{ji,t}^{g, tra} = \quad (29)$$

$$G_{i,t}^{buy} + \sum_{j=1, j \neq i}^N P_{ij,t}^{g, tra} + G_{i,t}^{gload} + G_{i,t}^{mt} + \Delta Q_{i,t}^g$$

2) PIES 各设备出力约束为:

$$\begin{cases} P_{min,t}^{mt} \leq P_{i,t}^{mt} \leq P_{max,t}^{mt} \\ P_{min,t}^{p2g} \leq P_{i,t}^{p2g} \leq P_{max,t}^{p2g} \end{cases} \quad (30)$$

$$\begin{cases} P_{i,t}^{x,c,min} \leq P_{i,t}^{x,c} \leq P_{i,t}^{x,c,max} \\ P_{i,t}^{x,d,min} \leq P_{i,t}^{x,d} \leq P_{i,t}^{x,d,max} \end{cases} \quad (31)$$

$$\begin{cases} 0 \leq P_{i,t}^{pv} \leq P_t^{pv,pred} \\ 0 \leq P_{i,t}^{wt} \leq P_t^{wt,pred} \end{cases} \quad (32)$$

式中: $P_{min,t}^{mt}$ 、 $P_{max,t}^{mt}$ 、 $P_{min,t}^{p2g}$ 、 $P_{max,t}^{p2g}$ 、 $P_{i,t}^{x,c,min}$ 、 $P_{i,t}^{x,c,max}$ 、 $P_{i,t}^{x,d,min}$ 、 $P_{i,t}^{x,d,max}$ 分别为第 t 时段 CHP、P2G、储能装置 x 充能和放能的功率上下限约束值。

3) PIES 间能源交易约束为:

$$\begin{cases} P_{ij,t}^{e, tra} = -P_{ji,t}^{e, tra} \\ P_{ij,t}^{g, tra} = -P_{ji,t}^{g, tra} \end{cases} \quad (33)$$

$$\begin{cases} P_{min,t}^{e, tra} \leq P_{ij,t}^{e, tra} \leq P_{max,t}^{e, tra} \\ P_{min,t}^{g, tra} \leq P_{ij,t}^{g, tra} \leq P_{max,t}^{g, tra} \end{cases} \quad (34)$$

式中: $P_{min,t}^{e, tra}$ 、 $P_{max,t}^{e, tra}$ 、 $P_{min,t}^{g, tra}$ 、 $P_{max,t}^{g, tra}$ 分别为第 t 时段园区间电能量和天然气交易量的上下限约束。

4 两阶段调度模型求解

本文所提出的多园区综合能源系统的双层优化调度模型,通过DI-ADMM和梯度投影法相结合的上下层交替优化实现多主体博弈均衡。具体分层策略及算法求解流程如图3所示。

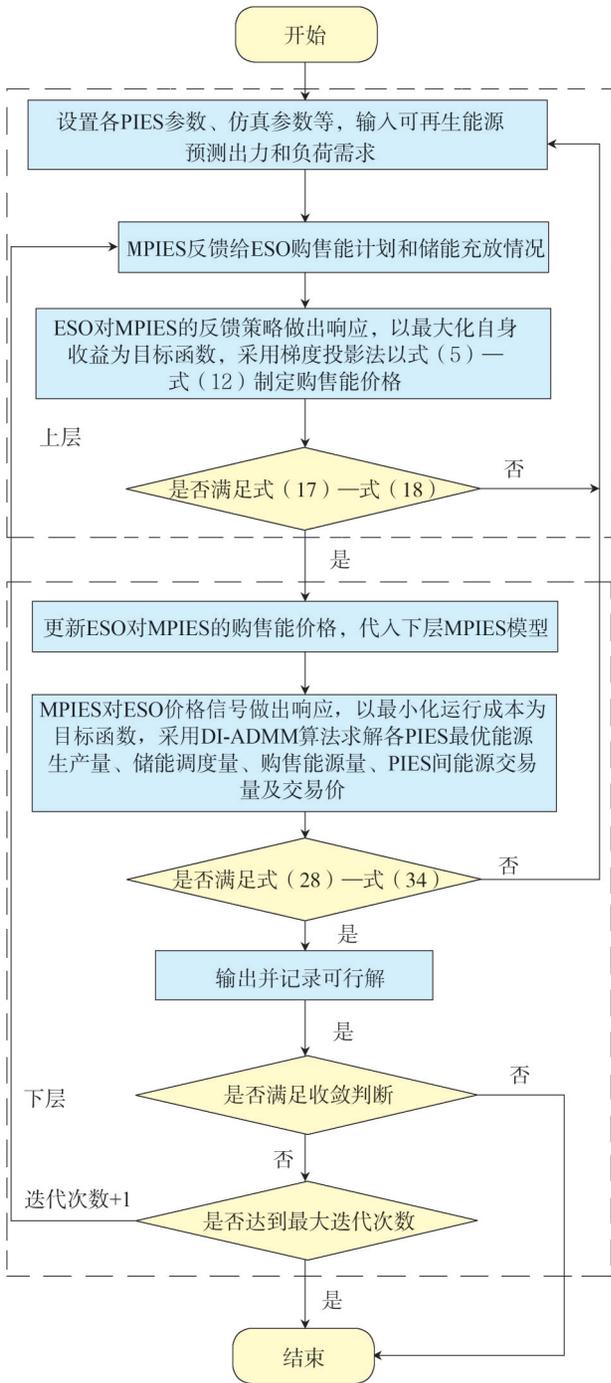


图3 交替迭代优化的双层博弈模型求解流程图

Fig.3 Flowchart for solving the Bi-level game model with alternating iterative optimization

ESO 设为上层领导者,采用双循环设计结构,外层循环基于 MPIES 反馈的购售能源计划,采用梯度投影法更新购售电价和气价,内层循环固定能源价格参数,求解最优电量气量交易组合,引导市场出清,从而实现 ESO 收益最大化。

MPIES 设为下层跟随者,根据 ESO 发布的能源价格信息,各园区在能源网络和设备功率约束下通过 DI-ADMM,分布式迭代求取最优能源生产量、储能充放量、与 ESO 能源购售量、园区间交易量及交易价格,实现 MPIES 总成本最小化。

4.1 双层博弈均衡解的存在性证明

本研究构建的 ESO-MPIES 双层博弈模型中,上层 ESO 通过调整第 t 时段对 MPIES 的电能和天然气的购售价格 $\lambda_t^{PE} = [\lambda_t^{sell,PE}, C_t^{sell,PE}, \lambda_t^{buy,PE}, C_t^{buy,PE}]$,最大化收益 I^{ESO} 。此时,下层 MPIES 第 t 时段的内部交易价格 $\lambda_t^{tra} = [\lambda_{ij,t}^{e,tra}, \lambda_{ij,t}^{g,tra}]$ 受上层价格约束而由上层基准价制定。下层 MPIES 中的各园区根据 ESO 价格信号优化与 ESO 购售量 $F_{i,t} = [E_{i,t}^{sell}, G_{i,t}^{sell}, E_{i,t}^{buy}, G_{i,t}^{buy}]$ 、本地能源生产 $P_{i,t} = [P_{i,t}^{mt}, P_{i,t}^{p2g}, P_{i,t}^{pv}, P_{i,t}^{wt}]$ 、储能调度 $S_{oci,t} = [P_{i,t}^{e,c}, P_{i,t}^{e,d}, P_{i,t}^{g,c}, P_{i,t}^{g,d}]$ 以及园区间交易量 $F_{ij,t}^{tra} = [P_{ij,t}^{e,tra}, P_{ij,t}^{g,tra}]$,以最小化总成本 I^{MPIES} 。

上层变量的可行域 $\Lambda = \{\lambda | \lambda_{min} \leq \lambda \leq \lambda_{max}\}$ 即式 (18) 一式 (17) 为紧致凸集,且目标函数式 (16) 是 λ 的线性函数,故连续。

下层目标函数式 (24) 为线性函数,约束集式 (28) 一式 (32) 由线性等式和不等式构成,均为凸集。因此,下层问题是严格凸优化问题,存在唯一最优解 $I^*(\lambda)$ 。进一步,根据 Berge 最大值定理,由于目标函数连续且可行域映射连续, $I^*(\lambda)$ 关于 λ 连续。

根据 Stackelberg 博弈存在性定理^[27],本文上层目标函数在紧致域上连续且下层问题存在唯一连续最优解,所以本文模型至少存在一个均衡解。

4.2 上层 ESO 集中调度求解

ESO 根据下层 MPIES 反馈的购能需求,依据梯度投影法,动态更新 ESO 电能和天然气的购售价格。

1) 梯度计算。利用下层交易量数据计算收益函数对价格的偏导数,即为

$$\frac{\partial I^{ESO}}{\partial \lambda^{edi}} = E^{edi} + \lambda^{edi} \cdot \frac{\partial E^{edi}}{\partial \lambda^{edi}} \quad (35)$$

式中: λ^{edi} 为待调整的能源购售价格变量; E^{edi} 为下层

MPIES反馈的交易量。

2)投影更新。将梯度方向的价格更新值投影至可行域内,即为

$$\lambda^{\text{edi}} \leftarrow \text{Proj}_{[\lambda_{\min}, \lambda_{\max}]} \left(\lambda^{\text{edi}} + \eta \cdot \frac{\partial I^{\text{ESO}}}{\partial \lambda^{\text{edi}}} \right) \quad (36)$$

式中: $\text{Proj}_{[\lambda_{\min}, \lambda_{\max}]}(\cdot)$ 为投影算子,将括号内的变量值约束到区间 $[\lambda_{\min}, \lambda_{\max}]$ 。

3)收敛判断。经过 k 次迭代后,当 ESO 收益变化率小于阈值 ($\varepsilon=0.1\%$) 时终止迭代,即为

$$|I^{\text{ESO}(k+1)} - I^{\text{ESO}(k)}| < \varepsilon \quad (37)$$

4.3 下层 MPIES 分布式优化求解

本文针对下层 MPIES 协同优化问题,采用 DI-ADMM 分布式求解。该方法通过引入时空解耦机制与一致性约束松弛技术,将全局优化问题分解为可并行处理的子问题,在保证隐私性的同时提升计算效率。每个园区仅需处理本地约束,通过交替迭代更新局部变量与全局一致性变量实现分布式求解。

4.3.1 决策变量分类

基于能源传输的时空特征,将下层 MPIES 的决策变量分为两类。

1)各园区优化变量 $\chi_{i,t} = [F_{i,t}, P_{i,t}, S_{\text{oci},t}]$: 表征园区内部能源生产、储能状态及与 ESO 的能源交易量,需要满足式(28)一式(32)约束。

2)全局协调变量 $F_{ij,t}^{\text{tra}}$: 描述跨园区电、气传输量,需要满足式(33)一式(34)的交易约束。

4.3.2 分布式迭代求解

步骤1)本地优化。各园区基于当前全局变量估计值,根据式(38)并行求解带惩罚项的成本最小化问题。

$$\begin{cases} \min \left[I^{\text{MPIES}} + \frac{\rho}{2} \left\| F_{ij,t}^{\text{tra}} - F_{ij,t}^{\text{tra}(k)} \right\|^2 \right] \\ \text{s.t. 式(21)一式(27)} \end{cases} \quad (38)$$

步骤2)全局协调。各园区将本地传输量 $F_{i,t}^{\text{tra}}$ 广播至相邻节点,采用过平均一致性更新全局交易量,即为

$$F_{ij,t}^{\text{tra}(k+1)} = \frac{1}{2} (F_{ij,t}^{\text{tra}(k)} + F_{ji,t}^{\text{tra}(k)}) \quad (39)$$

步骤3)对偶变量修正。基于残差反馈调整拉格朗日乘子以加速收敛,即为

$$\mu_{ij,t}^{(k+1)} = \mu_{ij,t}^{(k)} + \rho (F_{ij,t}^{\text{tra}(k+1)} - F_{ij,t}^{\text{tra}(k)}) \quad (40)$$

步骤4)收敛终止。ADMM 在凸优化问题中具有全局收敛性,检查交易残差小于阈值 ($\varepsilon=0.1\%$) 时控制迭代终止,即为

$$\left\| F_{ij,t}^{\text{tra}(k+1)} - F_{ij,t}^{\text{tra}(k)} \right\| < \varepsilon \quad (41)$$

5 算例仿真

5.1 输入数据和参数初始值

ESO 根据上级电网、气网制定的能源购售价 $\lambda_t^{\text{eg}} = [\lambda_t^{\text{sell,ES}}, C_t^{\text{sell,ES}}, \lambda_t^{\text{buy,ES}}, C_t^{\text{buy,ES}}]$, 确定初始购售价格 λ_t^{PE} , 随后根据 MPIES 反馈的购售能计划和储能充放情况,以式(5)一式(12)更新购售价格 λ , 其满足式(18)一式(17)。

为了验证所提博弈模型的有效性,本文选取3个典型的PIES以24h为一个调度周期进行算例仿真验证。PIES1代表新能源建筑普及度较低的区域,新能源发电较少;PIES2代表建筑密度不高的区域,以风电为主;PIES3代表建筑密度较高的区域,新能源形式以光伏为主。电网电价与上网电价相关参数见文献[28],如表1所示。气网气价取3.25元/m³,上网气价取2.58元/m³。假设各园区内设备参数相同,具体参数见表2所示。各PIES电、气负荷需求及光伏、风力预测数据如图4和图5所示。

表1 上级电网能源价格

Table 1 Energy prices of the upper-level grid

时段	电网电价/ (元/kWh)	上网电价/ (元/kWh)
22:00—06:00	0.40	0.35
06:00—09:00, 14:00—17:00, 20:00—22:00	0.79	0.68
09:00—14:00, 17:00—20:00	1.20	1.12

表2 相关参数设置

Table 2 Configuration of relevant parameters

参数	数值	参数	数值
T	24	N	3
η_{mt}	0.45	η_{p2g}	0.6
$e_{\text{e,c}}$	0.9	$e_{\text{g,c}}$	0.85
$e_{\text{e,d}}$	0.9	$e_{\text{g,d}}$	0.85
$\alpha_t^{\text{elec,s}}$	0.3	$\alpha_t^{\text{elec,b}}$	0.3
$\alpha_t^{\text{gas,s}}$	0.3	$\alpha_t^{\text{gas,b}}$	0.3
$c_i^{\text{p2g}} / (\text{元}/\text{kW})$	0.2	$c_i^{\text{mt}} / (\text{元}/\text{kW})$	0.3
$c_i^{\text{c}} / (\text{元}/\text{kW})$	0.1	$c_i^{\text{pv}} / (\text{元}/\text{kW})$	0.1
$c_i^{\text{g}} / (\text{元}/\text{kW})$	0.1	$c_i^{\text{wt}} / (\text{元}/\text{kW})$	0.1
$\beta_t^{\text{elec}} / (\text{元}/(\text{kW} \cdot \text{km}))$	0.05	$\beta_t^{\text{gas}} / (\text{元}/(\text{kW} \cdot \text{km}))$	0.1

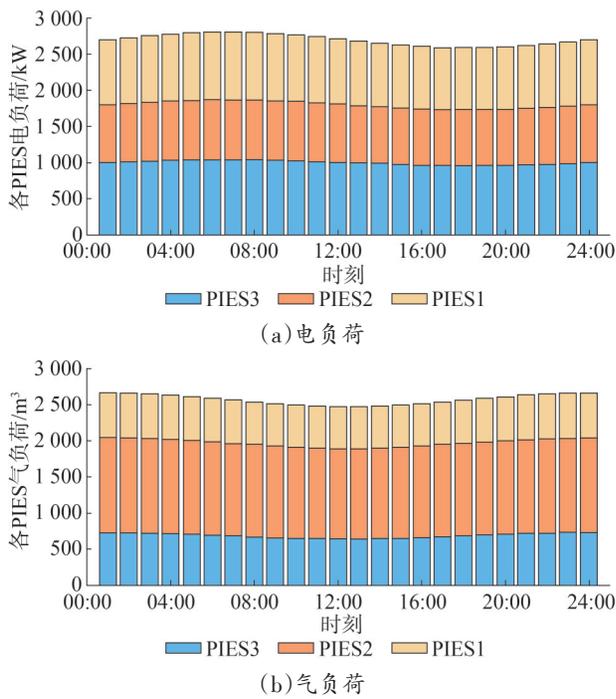


图4 各园区电、气负荷需求

Fig.4 Electrical and gas load demands of each park

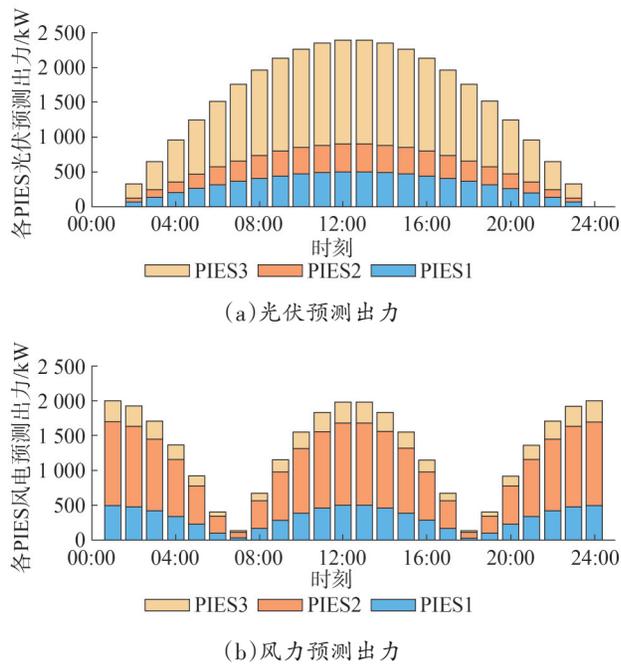


图5 各园区光伏、风力预测出力

Fig.5 Forecasted outputs of photovoltaic and wind power in each park

5.2 基于时空关联定价机制的ESO-MPIES 博弈定价结果分析

图6展示了ESO的电气联合定价曲线,可以观

察到ESO购售电价格的变化趋势与电网分时电价的变化趋势呈现出高度的一致性。在特定时段(如02:00—04:00、06:00—08:00、18:00—20:00),ESO的售电价格高于上级电网的售电价格,而购电价格则低于上级电网的购电价格。其原因在于这些时段内可再生能源发电量减少,而电能负荷需求仍然维持在较高水平,ESO为了最大化自身收益,在这些时段采取了提高售电价格和降低购电价格的策略。

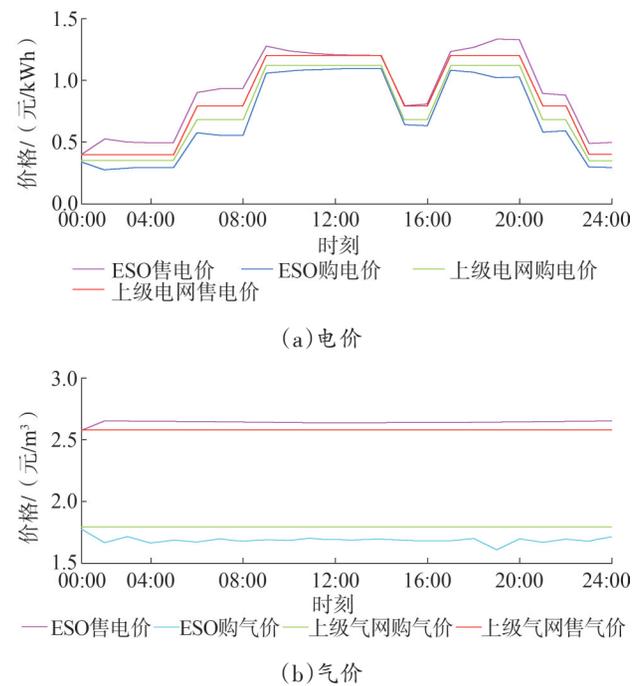
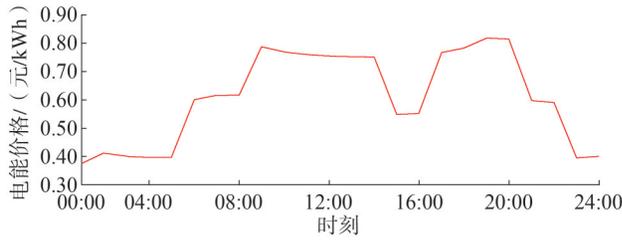


图6 ESO电气联合定价曲线

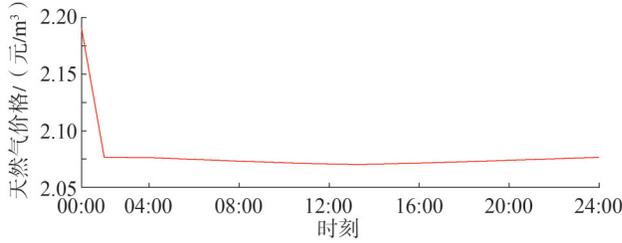
Fig.6 ESO's joint pricing curve for electricity and gas

此外,ESO售气价格高于上级气网的售气价格,而购气价格则低于上级气网的购气价格。这一差异的原因在于MPIES园区内缺乏天然气产销设备,而是通过P2G设备和储气设备来满足园区的天然气需求。因此,ESO通过提高售气价格和降低购气价格来增加收益。

图7呈现了MPIES内部的电能和天然气定价曲线。这些价格以上级电网和气网的购售价为基准,同时考虑了MPIES内部的供需关系以及能源传输成本。因此,MPIES内部的能源定价趋势与ESO的售能价格趋势大致相同。



(a) 电能价格

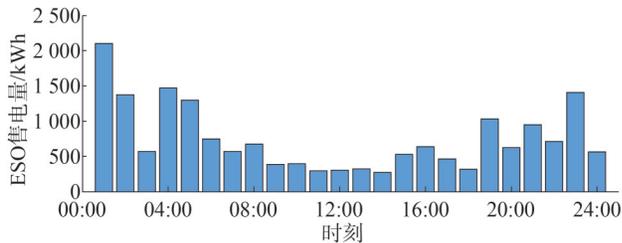


(b) 天然气价格

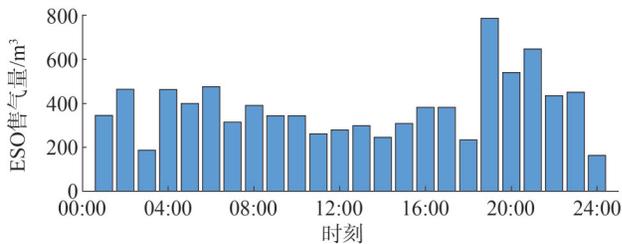
图7 MPIES 内部电气定价曲线

Fig.7 MPIES's internal pricing curve for electricity and gas

进一步分析图8和图9可以发现,在凌晨和夜晚时段,由于可再生能源出力较少,MPIES的整体负荷需求超过了本地供能能力。这导致ESO的售电量和售气量增加,从而提高了其收益。然而,这也使得MPIES的成本相应增加。



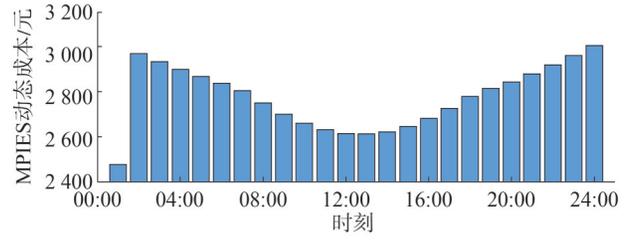
(a) 售电量



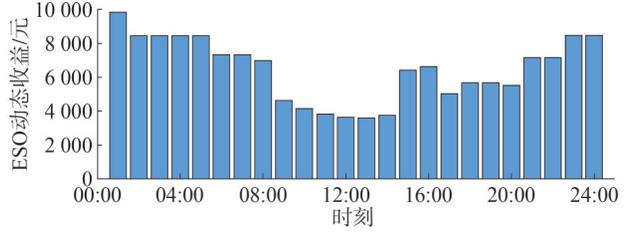
(b) 售气量

图8 ESO售电售气量

Fig.8 ESO's electricity and gas sales volumes



(a) MPIES 动态成本

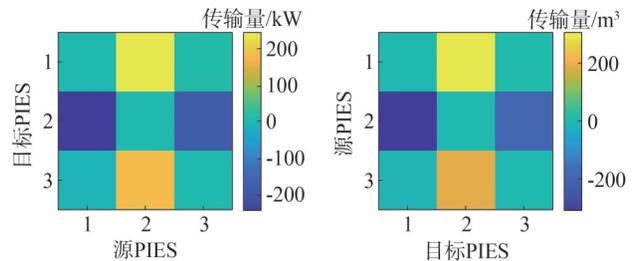


(b) ESO 动态收益

图9 ESO 动态收益和联盟动态成本

Fig.9 ESO's dynamic revenue and alliance's dynamic costs

通过对比分析图10与图5的数据,可得出以下结论:园区2的电能需求相对较低,而天然气需求则相对较高;园区1和园区3的电能需求较大,其中园区1的电能需求略高于园区3;与此同时,园区1和园区3的天然气需求较小,且园区1的天然气需求略低于园区3。基于此,在能源传输层面,园区2所产电能主要输送至园区1,仅有小部分输送至园区3;而园区2的天然气供应则主要源自园区1,剩余部分通过园区3补充。这一精细化传输模式揭示了园区能源系统的互补性特征——通过构建能源双向流动机制,既保障了园区2的天然气稳定供应,又实现了园区1和园区3的电能需求峰值调剂,为区域能源互联网优化调度提供了关键数据支撑。



(a) PIES 间电能传输量

(b) PIES 间天然气传输量

图10 MPIES 内部电能和天然气传输量

Fig.10 MPIES's internal transmission volumes of electricity and natural gas

5.3 不同调度方案对比分析

为验证电-气耦合的时空关联定价交易机制下,ESO-MPIES联盟主从博弈优化调度的经济性与低碳性,本文设计对比方案如表3所示,表中符号“√”表示

该方案具备或支持所列特性或功能;“×”表示该方案不具备或不支持所列特性或功能;“—”表示该方案不考量该特性或功能。通过多维度参数配置,重点考察定价机制、交易模式及设备耦合对系统效益的影响。

表3 不同方案对比与运行结果

Table 3 Comparison and operational results of different scenarios

对比维度	方案1	方案2	方案3(本文)	方案4
ESO 定价类型	固定定价	分时定价	时空关联定价	固定定价
ESO 定价动态调整	×	仅时间维度	√(时空维度)	×
MPIES 跨园区交易	×	√	√	×
MPIE 内部定价类型	—	固定定价	动态定价	—
考虑传输成本	×	×	√	×
P2G 和 CCHP	√	√	√	×
本地风光生产	√	√	√	√
储能设备	√	√	√	√
外部购能	√	√	√	√

为聚焦分析定价机制与交易模式对系统效益的影响,首先针对前三种方案展开深度对比,其核心指标提升率如表4所示。

表4 前三个方案经济和低碳效益对比

Table 4 Comparison of economic and low-carbon benefits of the first three scenarios

指标	方案1	方案2	方案3
ESO 收益/万元	12.5	14.2	18.6
MPIE 成本/万元	20.3	17.8	15.2
传输成本/万元	0	1.2	0.8
弃风弃光率/%	18	10	5
总碳排放/kg	85.2	72.3	48.6
新能源渗透率/%	32	45	68

方案3通过时空关联定价与多园区协同优化,在经济性、低碳性和可再生能源利用方面均展现显著优势。方案3的时空关联定价机制通过动态匹配供需关系,使ESO收益较方案1提升48.8%,较方案2提升30.9%,表明其能精准捕获时空价差红利。在低碳性方面,方案3碳排放较方案1降低43.0%,较方案2降低32.8%,这得益于时空优化调度减少了对高碳外部能源的依赖,同时多园区协同有效避免局部过

载导致的CCHP设备频繁启停。对于可再生能源利用,方案3弃风弃光率较方案2降低50%,其时空梯度定价引导富余能源向高需求/高消纳能力区域流动,使渗透率较方案2提升51.1%,充分证明多园区协同能突破单一园区消纳瓶颈。

为进一步验证电-气耦合设备(P2G与CCHP)的独立贡献,设置方案1与方案4对比,如表5所示。

表5 电-气耦合设备的独立贡献

Table 5 Independent contributions of electricity-gas coupling equipment

指标	方案1	方案4
MPIES 总成本/万元	20.3	22.5
总碳排放/kg	85.2	95.6
弃风弃光率/%	18	25

移除P2G与CHP设备导致碳排放增加12.2%,其中,P2G缺失使富余电能无法转化为低碳燃气,CCHP缺失迫使MPIES增加高碳外部购热。电-气耦合设备移除使的MPIES购能成本增加10.8%,其原因在于,P2G在低价时段储电、高价时段供气,CCHP联供替代外部购气。因此,基于电-气耦合设

备的主从博弈模型不仅满足了多元负荷需求还实现了能量时移和多能互补,进一步提升了系统的低碳性和可再生能源消纳能力,以及降低MPIES购能成本。

5.4 不同优化算法对比分析

为了验证下层MPIES模型ADMM分布式协同优化算法的优越性,本文将其与集中式优化(centralized training with decentralized execution, CTDE)、遗传算法(genetic algorithm, GA)和粒子群优化算法(particle swarm optimization, PSO)等方法进行对比分析,结果如图11所示。

由图11可以看出,随着迭代次数的增加,集中式优化、GA和PSO求解的ESO总收益均在一定程度上逼近于最优解。然而,集中式优化算法求解出的总收益仍与最优解有差距;GA算法和PSO算法又呈波动式收敛,最终容易陷入局部最优解。针对集中式算法和启发式算法无法保证得到最优解的问题,本文将MPIES的决策结果作为ESO通过动态定价最大收益的约束条件,将ESO定价的决策作为MPIES最小化成本的约束条件,形成一个双层优化问题,其优化结果及收敛时间如表6所示。

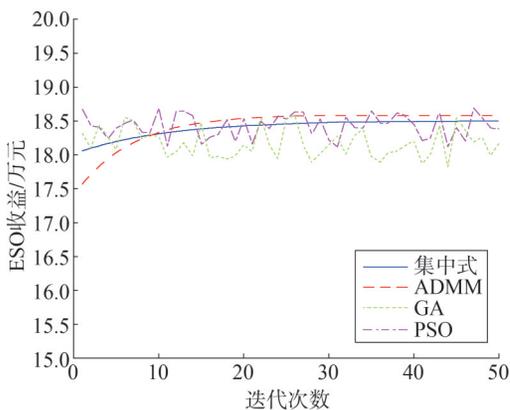


图 11 不同优化算法收敛曲线对比

Fig.11 Comparison of convergence curves of different optimization algorithms

表 6 不同优化算法的对比

Table 6 Comparison of different optimization algorithms

指标	CTDE	ADMM	GA	PSO
ESO 总收益/万元	18.5	18.6	17.8	18.1
计算时间/min	45	12	60	55
收敛稳定性(标准差)/%	0.1	0.2	5.8	4.5
适用规模	小	大	中	中

通过分析表6可以发现,集中式优化虽能使上层优化达到全局最优,但仍存在一定的局限性。启发式算法GA和PSO搜索效率低,且解的质量不稳定,最终优化结果易陷入局部最优。本文提出的双层模型决策量众多,具有较高的时间复杂度,需要大量的计算资源和时间来解决,相对而言,ADMM在保证收益接近集中式优化的前提下,计算时间最短,适合大规模分布式系统;同时,分布式ADMM仅需交换交易信息量,有利于各园区的数据隐私保护。综上所述,本文所采用的ADMM分布式迭代不仅在收敛时间上优于其他优化算法,而且其全局寻优能力也显著优于其他启发式算法,更适合对上层领导者发布的价格策略进行优化。

6 结论

本文针对多园区综合能源系统协同调度中源荷时空差异性导致的园区间供需不匹配问题展开研究,提出了一种基于时空关联定价机制的MPIES优化调度策略,所得结论如下:

1)提出了一种融合时间分时弹性与空间传输成本的时空关联定价机制,有效解决了传统静态定价难以适配负荷需求与可再生能源出力时空波动特性的问题,显著提升了能源跨时空配置效率。为跨园区能源系统协同调度提供了新型决策途径。

2)构建了基于主从博弈均衡的ESO-MPIES两阶段调度优化模型。通过电-气耦合动态约束方程与储能充放协同约束,实现了ESO收益最大化与MPIES成本最小化的双重目标。

3)针对MPIES调度模型求解复杂问题,本文证明了博弈均衡解的存在性,并提出DI-ADMM与梯度投影法结合的分布式协同优化算法,为复杂MPIES调度问题提供了高效求解方案。

参考文献

[1] 贾宏杰,王丹,徐宪东,等.区域综合能源系统若干问题研究[J].电力系统自动化,2015,39(7):198-207.
JIA Hongjie, WANG Dan, XU Xiandong, et al. Research on some key problems related to integrated energy systems [J]. Automation of Electric Power Systems, 2015, 39(7): 198-207.

[2] 章禹,郭创新,尹建兵,等.区域综合能源系统电-气多元储能的优化配置研究[J].浙江电力,2023,42(6):60-69.
ZHANG Yu, GUO Chuangxin, YIN Jianbing, et al. Research on the

- optimal configuration of an electricity-gas multi-energy storage system of the regional integrated energy system [J]. *Zhejiang Electric Power*, 2023, 42(6): 60-69.
- [3] 顾伟, 陆帅, 王珺, 等. 多区域综合能源系统热网建模及系统运行优化[J]. *中国电机工程学报*, 2017, 37(5): 1305-1316.
GU Wei, LU Shuai, WANG Jun, et al. Modeling of the heating network for multi-district integrated energy system and its operation optimization [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2017, 37(5): 1305-1316.
- [4] 彭克, 张聪, 徐丙垠, 等. 多能协同综合能源系统示范工程现状与展望[J]. *电力自动化设备*, 2017, 37(6): 3-10.
PENG Ke, ZHANG Cong, XU Bingyin, et al. Status and prospect of pilot projects of integrated energy system with multi-energy collaboration [J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2017, 37(6): 3-10.
- [5] 周孝信, 曾嵘, 高峰, 等. 能源互联网的发展现状与展望[J]. *中国科学: 信息科学*, 2017, 47(2): 149-170.
ZHOU Xiaoxin, ZENG Rong, GAO Feng, et al. Development status and prospects of the energy Internet [J]. *Scientia Sinica: Informationis*, 2017, 47(2): 149-170.
- [6] TAN J J, PAN W Q, LI Y, et al. Energy-sharing operation strategy of multi-district integrated energy systems considering carbon and renewable energy certificate trading [J]. *Applied Energy*, 2023, 339: 120835.
- [7] 黄海涛, 陈曦, 查俊吉. 多园区综合能源系统分区自治式能量合作社区及联合优化调度[J]. *电网技术*, 2022, 46(8): 2955-2965.
HUANG Haitao, CHEN Xi, ZHA Junji. Partition autonomous energy cooperation community and its joint optimal scheduling for multi-park integrated energy system [J]. *Power System Technology*, 2022, 46(8): 2955-2965.
- [8] 潘瑞媛, 唐忠, 史晨豪, 等. 基于主从博弈的多主体投资多微网系统优化配置[J]. *中国电力*, 2022, 55(6): 65-73.
PAN Ruiyuan, TANG Zhong, SHI Chenhao, et al. Optimal configuration of multi-microgrid system with multi-agent joint investment based on stackelberg game [J]. *Electric Power*, 2022, 55(6): 65-73.
- [9] 聂永辉, 李宗锴. 基于纳什谈判和主从博弈的多园区综合能源系统优化调度[J]. *智慧电力*, 2024, 52(5): 37-43.
NIE Yonghui, LI Zongkai. Optimal scheduling of multi-park integrated energy system based on Nash negotiation and master-slave game [J]. *Smart Power*, 2024, 52(5): 37-43.
- [10] 崔明勇, 宣名阳, 卢志刚, 等. 基于合作博弈的多综合能源服务商运行优化策略[J]. *中国电机工程学报*, 2022, 42(10): 3548-3564.
CUI Mingyong, XUAN Mingyang, LU Zhigang, et al. Operation optimization strategy of multi integrated energy service companies based on cooperative game theory [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2022, 42(10): 3548-3564.
- [11] 邢家维, 程艳, 于芑, 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.
- [12] WU G, XIANG Y, LIU J Y, et al. Decentralized day-ahead scheduling of multi-area integrated electricity and natural gas systems considering reserve optimization [J]. *Energy*, 2020, 198: 117271.
- [13] WANG X D, LIU Y B, LIU C, et al. Coordinating energy management for multiple energy hubs: from a transaction perspective [J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2020, 121: 106060.
- [14] 帅轩越, 马志程, 王秀丽, 等. 基于主从博弈理论的共享储能与综合能源微网优化运行研究[J]. *电网技术*, 2023, 47(2): 679-690.
SHUAI Xuanyue, MA Zhicheng, WANG Xiuli, et al. Optimal operation of shared energy storage and integrated energy microgrid based on leader-follower game theory [J]. *Power System Technology*, 2023, 47(2): 679-690.
- [15] 陈锦鹏, 胡志坚, 陈颖光, 等. 考虑阶梯式碳交易机制与电制氢的综合能源系统热电优化[J]. *电力自动化设备*, 2021, 41(9): 48-55.
CHEN Jinpeng, HU Zhijian, CHEN Yingguang, et al. Thermoelectric optimization of integrated energy system considering ladder-type carbon trading mechanism and electric hydrogen production [J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2021, 41(9): 48-55.
- [16] 王佳蕊, 孙勇, 胡泉, 等. 基于MICP的多能耦合综合能源系统可再生资源消纳能力研究[J]. *电力建设*, 2023, 44(8): 157-170.
WANG Jianrui, 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.
- [17] 李佳欣, 王智伟. 基于模型预测控制的风光储综合能源系统优化调度[J]. *分布式能源*, 2024, 9(1): 43-53.
LI Jiaxin, WANG Zhiwei. Optimal dispatching of wind-solar-storage integrated energy system based on model predictive control [J]. *Distributed Energy*, 2024, 9(1): 43-53.
- [18] 刘铠诚, 王关涛, 白星振, 等. 基于主从博弈的园区级综合能源系统动态定价与低碳经济调度[J]. *高电压技术*, 2024, 50(4): 1436-1445.
LIU Kaicheng, WANG Guantao, BAI Xingzhen, et al. Dynamic pricing and low-carbon economic dispatch of integrated energy system based on stackelberg game [J]. *High Voltage Engineering*, 2024, 50(4): 1436-1445.
- [19] 邱发祥, 王明远, 潘广旭, 等. 园区综合能源系统日前优化运行

- 研究[J].山东电力技术,2021,48(11): 21-28.
- QIU Faxiang, WANG Mingyuan, PAN Guangxu, et al. Research on day-ahead optimal operation of park integrated energy system [J]. Shandong Electric Power, 2021, 48(11): 21-28.
- [20] 陈颢,张鸿伟,彭德亚,等.基于Z-score因子的氢电混合综合能源系统优化运行增强策略[J].电力建设,2024,45(12): 124-139.
- CHEN Jie, ZHANG Hongwei, PENG Deya, et al. Optimized operation enhancement strategy of hydrogen - electric hybrid integrated energy system based on Z - score factor [J]. Electric Power Construction, 2024, 45(12): 124-139.
- [21] 廖宗毅,万文略,陈曦.考虑价格引导机制的园区综合能源系统日前优化调度方法[J].南方电网技术,2021,15(9): 53-60.
- LIAO Zongyi, WAN Wenlue, CHEN Xi. Day - ahead optimal scheduling method of park integrated energy system considering price guidance mechanism [J]. Southern Power System Technology, 2021, 15(9): 53-60.
- [22] 李春燕,许中,马智远.计及用户需求响应的分时电价优化模型[J].电力系统及其自动化学报,2015,27(3): 11-16.
- LI Chunyan, XU Zhong, MA Zhiyuan. Optimal time - of - use electricity price model considering customer demand response [J]. Proceedings of the CSU-EPSCA, 2015, 27(3): 11-16.
- [23] YUAN G X, GAO Y, YE B, et al. Real-time pricing for smart grid with multi-energy microgrids and uncertain loads: a bilevel programming method [J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2020, 123: 106206.
- [24] 何浩,雷霞,黄涛,等.价格引导下多微网系统协调自治优化运行策略[J].电力系统保护与控制,2019,47(16): 17-26.
- HE Hao, LEI Xia, HUANG Tao, et al. Coordinated and autonomous optimal operation strategy of multi - microgrid system under the guidance of price [J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(16): 17-26.
- [25] 李欣,陈英彰,李涵文,等.考虑碳交易的电-热综合能源系统两阶段鲁棒优化低碳经济调度[J].电力建设,2024,45(6): 58-69.
- LI Xin, CHEN Yingzhang, LI Hanwen, et al. Two-stage robust optimization of low-carbon economic dispatch for electricity-thermal integrated energy system considering carbon trade [J]. Electric Power Construction, 2024, 45(6): 58-69.
- [26] ZHOU J, ZHANG L, ZHANG G Y. Two-level optimization model of integrated energy system based on dynamic pricing mechanism [J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2023, 60(1): 1048-1057.
- [27] Başar T, Olsder G J. Dynamic noncooperative game theory [M]. Society for Industrial and Applied Mathematics, 1998.
- [28] 陈乐飞,朱自伟,王凯,等.基于混合博弈的配电网与多综合能源微网优化运行[J].电网技术,2023,47(6): 2229-2243.
- CHEN Lefei, ZHU Ziwei, WANG Kai, et al. Optimal operation of distribution networks and multiple integrated energy microgrids based on mixed game theory [J]. Power System Technology, 2023, 47(6): 2229-2243.

收稿日期:2025-03-25

修回日期:2025-06-13

作者简介:

陈 颢(1992),男,博士,讲师,研究方向为电力负荷预测及优化;

周子龙(2003),男,研究方向为综合能源系统优化调度;

张巧龙(1995),通信作者(bestzql@163.com),男,硕士,讲师,研究方向为群体智能、机器人编队控制;

牛哲文(1993),男,博士,讲师,研究方向为电力系统运行控制;

谢李为(1993),男,博士,讲师,研究方向为电力系统保护与控制。

(责任编辑 郑天茹)

DOI: 10.20097/j.cnki.issn1007-9904.2025.08.002

基于多源MEMS传感器的架空线电流精确测量方法

周展帆^{1,2}, 严宇^{1,2}, 何泽宇^{3*}, 毕岚溪³, 喻 锐³

(1. 变电智能运检国网湖南省电力有限公司实验室, 湖南 长沙 410004;

2. 国网湖南省电力有限公司超高压变电公司, 湖南 长沙 410004; 3. 长沙理工大学电气与信息工程学院, 湖南 长沙 410114)

摘要:随着智能电网向高比例新能源接入方向演进, 架空输电线路的宽频带电流精确检测成为新型电力系统态势感知的关键技术需求。针对传统电磁式电流互感器受限于铁芯材料频响特性, 难以实现千赫兹级高频电流准确传变的技术瓶颈, 本研究聚焦非接触式测量方法的精度提升问题。现有的基于隧道磁电阻效应的电流传感器虽具备宽频带测量优势, 但其用于架空线三相电流检测的解耦计算结果受架空线舞动引发的空间位移扰动影响显著。为解决上述问题, 提出一种多物理量融合测量方法, 首先利用隧道磁电阻电流传感器阵列对理想静止状态下的架空线三相电流进行解耦测量, 并分析当导体发生位移时所产生的测量误差。继而提出一种利用微机电系统加速度传感器改进的架空线三相电流测量方法, 将隧道磁电阻电流传感器与加速度传感器融合, 在测量三相电流的同时, 利用加速度传感器实时监测导线运动姿态, 同步修正三相电流解耦方程, 最终实现复杂环境下的架空线三相电流精确测量。

关键词:微机电系统; 智能传感器; 电流检测; 架空线路

中图分类号: TM72; TM932

文献标志码: A

文章编号: 1007-9904(2025)08-0016-09

Accurate Current Measurement Method for Overhead Lines Based on Multi-source MEMS Sensors

ZHOU Zhanfan^{1,2}, YAN Yu^{1,2}, HE Zeyu^{3*}, BI Lanxi³, YU Kun³

(1. Substation Intelligent Operation and Inspection Laboratory of State Grid Hunan Electric Power Co., Ltd., Changsha 410004,

China; 2. Ultra High Voltage Substation Company, State Grid Hunan Electric Power Co., Ltd., Changsha 410004, China;

3. School of Electrical and Information Engineering, Changsha University of Science and Technology, Changsha 410114, China)

Abstract: With the evolution of smart grids towards high-proportion renewable energy integration, wide-frequency-band current accurate detection in overhead transmission lines has become a critical technological requirement for situational awareness in new power systems. Aiming at the technical bottleneck of traditional electromagnetic current transformers being limited by the frequency response characteristics of iron core materials, which makes it difficult to achieve accurate transformation of high-frequency currents at the kHz level, this study focuses on the accuracy improvement of non-contact measurement methods. Although existing current sensors based on the tunneling magnetoresistance (TMR) effect exhibit advantages in wideband measurement, their decoupling calculations for three-phase current detection in overhead lines are significantly affected by spatial displacement disturbances caused by overhead line galloping. A multi-physical quantity fusion measurement method is proposed to address these challenges. First, a TMR current sensor array is employed to perform decoupled measurements of three-phase current in overhead lines under ideal static conditions, followed by an analysis of measurement errors induced by conductor displacement. Subsequently, an improved three-phase current measurement method for overhead lines using micro electro mechanical systems (MEMS) acceleration sensors is proposed. By fusing TMR current sensors with MEMS acceleration sensors, this approach simultaneously measures three-phase current while utilizing MEMS acceleration sensors to monitor real-time conductor motion postures and synchronously correcting the three-phase current decoupling equations, ultimately achieving precise three-phase current measurement of overhead lines in complex environments.

Keywords: micro electro mechanical systems; smart sensor; current measurement; overhead line

基金项目:国家自然科学基金联合基金重点项目(U22B20113); 变电智能运检实验室开放课题基金(SGHNJX00ZLJS2400192)。

Joint Fund Key Program of the National Natural Science Foundation of China (U22B20113); Open Research Fund of Substation Intelligent Operation and Inspection Laboratory (SGHNJX00ZLJS2400192).

0 引言

随着智能电网的迅速发展,对架空输电线路的三相电流进行精确检测的需求日益增长^[1-2],这对了解电网运行状态、实现智能预警和自动控制等至关重要^[3-4]。传统电磁式电流互感器由于其复杂的内部结构和分布参数等影响,使其难以准确测量高频暂态信号^[5-7],且存在体积大、重量大等弊端,在已有线路中加装电磁式电流互感器存在诸多困难,因此对于非接触式电流检测的研究至关重要^[8-9]。

在非接触式电压、电流测量研究方面,已有相关学者于二十世纪七八十年代,研制出了光学电压互感器(optical voltage transformer, OVT)、罗科夫斯基(Rogowski)线圈电流互感器等电子式互感器产品^[10-11]。这些互感器取消了铁芯或绕组,可以测量更高频率的暂态电流信号,满足了更高频带的电流检测要求,但是需要对互感器进行精确的建模,且存在可靠性有待提升、价格高昂、安装不便等不足,此类方法难以适应新型电力系统对传感器非侵入、高精度、小体积等要求^[12-15]。近年来,大量国内外学者提出了多种基于微机电系统(micro electro mechanical systems, MEMS)的智能传感方法^[16]。文献[17]采用三个由各向异性磁电阻(anisotropic magnetoresistance, AMR)双向阵列组成的电流传感器,利用每个阵列采集的三相电流合成零序电流。首先建立了测量电流的数学模型,通过 MATLAB 数值模拟确定了传感器阵列的布置位置,并基于此提出零序电流测量方案;文献[18]提出了一种基于多层巨磁电阻(giant magnetoresistance, GMR)材料的电流传感器设计,将磁芯和两个磁屏蔽层引入 GMR 电流传感器,以提高其灵敏度和精度,并在磁芯中加入偏置绕组以提供偏置磁场,建立了传感器的数学模型,用于分析闭环电流传感器的影响因素。

隧道磁电阻(tunneling magnetoresistance, TMR)电流传感器相较于其他磁敏感传感器,在灵敏度和测量带宽方面具有明显的优势^[19-21]。根据其原理及特性,隧道磁电阻电流传感器最初用于检测工频大电流,文献[22]设计了一种 TMR 传感器无线测量装置,实现了对宽频带电流信号的高精度测量并将其应用在故障定位中,但未考虑架空线路可能存在的舞动问题。文献[23]设计了一种 TMR 闭环反馈电

路,该设计可以消除直流影响,在负荷存在直流分量时能够有效解决超差问题,但这种闭环负反馈电路无法实现待测电流的全景波形有效测量。在架空线三相电流检测方面,文献[24-25]提出了将多个 TMR 电流传感器布置于待测导体附近,组成解耦测量阵列,分析了导体偏心误差与传感器数量及位置的关系,并得出结论,增加 TMR 传感器数量可以有效减少误差,但会使电路结构更加复杂,设备成本增加。

在上述所有研究中,使用 TMR 电流传感器进行电流测量通常假设被测导体位置处于固定不变的状态,但在实际工程应用中,架空线随时都可能会因环境因素如风、温度变化等发生不规则的舞动,从而导致测量结果出现较大偏差。为了解决这一问题,本文提出了一种创新的基于 MEMS 传感器的架空线三相电流测量方法。该方法不仅利用 TMR 电流传感器阵列对三相电流进行解耦测量,以消除三相电流之间磁场的相互干扰,还通过集成 MEMS 加速度传感器所输出的加速度值来监测架空线的实时位移。这种集成方案能够同步修正三相电流解耦方程中的参数,实时更新三相电流解耦方程,从而实现在复杂环境下对架空线三相电流的精确检测。

1 MEMS 传感器

微机电系统(micro electro mechanical system, MEMS)是集微传感器、微机械结构、信号处理和控制电路、高性能电子集成器件、接口、通信于一体的微型器件或系统。其主要优点是体积小、重量轻、功耗低、可靠性高、灵敏度高、易于集成等,是微型传感器的主力军,正在逐渐取代传统机械传感器,在各个行业中均有广泛应用。

隧道磁电阻(tunneling magnetoresistance, TMR)电流传感器是一种基于隧道磁阻效应的高精度磁传感器。隧道磁电阻由顶层、自由层、势垒层、钉扎层、反铁磁层和底层组成,结构如图 1 所示,而自由层、势垒层、钉扎层则构成具有隧穿效应的磁性隧道结(magnetic tunnel junction, MTJ)。当隧道磁电阻中的自由层和被钉扎层在被饱和磁化时,其两者的磁化方向相互平行,此时磁电阻表现为低阻态。当传感器受到外界磁场影响时,由于这两个铁磁层具有不同的矫顽力,导致较小矫顽力的铁磁层的磁化矢量先产生翻转现象,这一现象将两铁磁层原有相互平

行的磁化方向变为反向平行,同时改变了电子从一磁性层隧穿到另一磁性层的概率,进而影响了隧穿电导值,最终导致隧穿电阻值改变,使得磁电阻从低阻态变为高阻态。

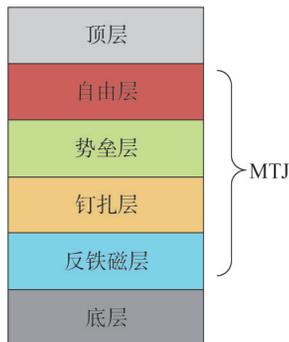


图1 隧道磁电阻结构
Fig.1 Structure of TMR

TMR内部元件通常使用推挽式惠斯通电桥结构,每个桥臂上有一个隧道磁电阻,对角桥臂上的磁阻灵敏方向一致,当外部磁场发生变化时,TMR芯片可将磁场强度 H 转化为输出电压 u_o 。其内部结构如图2所示。

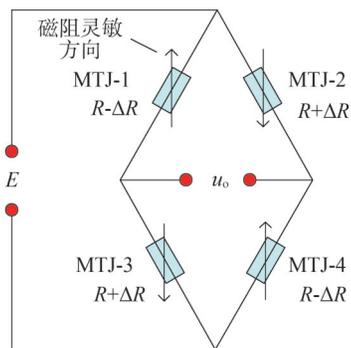


图2 TMR芯片内部结构
Fig.2 Internal structure of TMR chip

当外部磁场增加 ΔH 时,MTJ-1、MTJ-4的磁阻减小 ΔR ,此时MTJ-2、MTJ-3的磁阻增加 ΔR ,此时惠斯通电桥不再平衡从而输出电压信号。基于惠斯通电桥结构中的偏置电压 E 固定,因此输出电压 u_o 与 ΔH 成正比,即TMR传感器的输出信号线性正比于外加磁场。

MEMS压阻式加速度传感器的敏感元件由弹性梁、质量块、固定框组成。每个弹性梁上都对称分布着4个压敏电阻,如图3所示。压阻式加速度传感器

实质上是一个力传感器,其利用测量固定质量块在受到加速度作用时产生的力 F 测得加速度 a 。在目前研究尺度内,可以认为其基本原理仍遵从牛顿第二定律。也就是说当有加速度 a 作用于传感器时,传感器的惯性质量块便会产生一个惯性力 $F=ma$,此惯性力 F 作用于传感器的弹性梁上,便会产生一个正比于 F 的应变。此时弹性梁上的压敏电阻也会随之产生一个变化量 ΔR ,由压敏电阻组成的惠斯通电桥输出一个与 ΔR 成正比的电压信号 u ,在不同的方向上产生的力则有与之对应的压敏电阻发生变化。

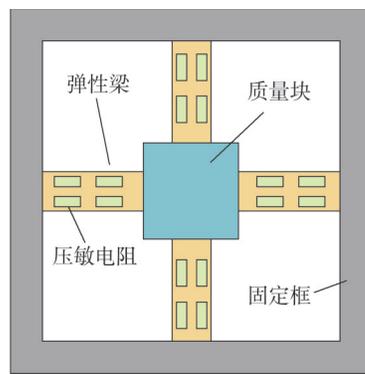


图3 MEMS加速度传感器内部结构

Fig.3 Internal structure of MEMS acceleration sensor

2 架空线路电流测量方法

2.1 三相线路解耦测量方法

TMR电流传感器用于三相架空线的电流检测具有宽频带、高灵敏、便于安装等优势。但正是因为其对于磁场的高灵敏度也为三相电流测量带来了一些其他影响,比如用于测量A相导体电流的TMR电流传感器会受到B、C两相导体电流产生的磁场影响,从而出现电流测量误差。

因此,为了消除各相之间的磁场影响,采用一种三相TMR电流测量阵列对架空线三相导体电流进行解耦测量。在每相导体垂直上方等距离 D 处各安装一个TMR电流传感器,且磁敏方向保持水平且一致,即 xy 坐标系的 x 方向,假设在某时刻三相导体电流如图4所示。

以中间相导体圆心作为坐标原点建立 xy 坐标系,中间相导体与两侧导体之间距离都为固定值 L ,假设此时刻B相导体电流流入 xy 平面,A、C相导体电流流出 xy 平面。此时三个TMR传感器检测点处的总磁场为空间内所有线路产生的磁场的矢量和,

三条通电导线分别在三个TMR传感器处产生的磁场强度 H 均可分解为一个水平磁场强度分量 H_x 和垂直磁场强度分量 H_y ,且TMR传感器只在其磁场敏感方向有输出值,因此不用考虑三条导线在TMR传感器处产生的垂直磁场强度分量 H_y 。则根据毕奥—萨伐尔定律,以图4中TMR1传感器为例,其三相耦合磁场强度为

$$\vec{H}_a = \vec{H}_{Ax} + \vec{H}_{Bx} + \vec{H}_{Cx} \quad (1)$$

式中: \vec{H}_a 为TMR1传感器磁场敏感方向的磁场强度矢量; \vec{H}_{Ax} 、 \vec{H}_{Bx} 、 \vec{H}_{Cx} 分别为A、B、C三相导体电流在TMR1传感器处产生的磁场强度水平分量。

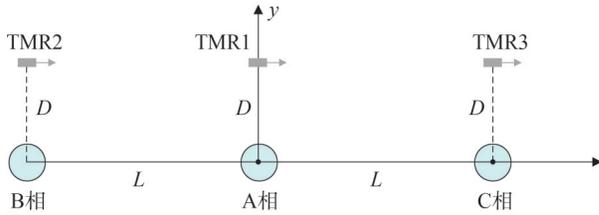


图4 TMR电流测量阵列

Fig.4 TMR current measurement arrays

同理可得到TMR2传感器、TMR3传感器处的磁场强度矢量。由此,图4所示状态下三个TMR传感器处的磁场强度与三相导体电流的解耦方程为

$$\begin{bmatrix} \vec{I}_a \\ \vec{I}_b \\ \vec{I}_c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{-C_1 - C_3}{C_1^2 - 2C_2^2 + C_1C_3} & \frac{C_2}{C_1^2 - 2C_2^2 + C_1C_3} & \frac{C_2}{C_1^2 - 2C_2^2 + C_1C_3} \\ \frac{-C_2}{C_1^2 - 2C_2^2 + C_1C_3} & \frac{C_1^2 - C_2^2}{C_1^3 - 2C_1C_2^2 - C_1C_3^2 + 2C_2^2C_3} & \frac{C_2^2 - C_1C_3}{C_1^3 - 2C_1C_2^2 - C_1C_3^2 + 2C_2^2C_3} \\ \frac{C_2}{C_1^2 - 2C_2^2 + C_1C_3} & \frac{-C_2^2 + C_1C_3}{C_1^3 - 2C_1C_2^2 - C_1C_3^2 + 2C_2^2C_3} & \frac{-C_1^2 + C_2^2}{C_1^3 - 2C_1C_2^2 - C_1C_3^2 + 2C_2^2C_3} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \vec{H}_a \\ \vec{H}_b \\ \vec{H}_c \end{bmatrix} \quad (4)$$

代入已知参数至式(4),解耦可得到通过三TMR传感器电流测量阵列消除三相电流之间磁场干扰的三相导体电流大小。

2.2 导线位移场景误差分析

2.1节的分析基于理想化的假设简化问题,即各个TMR电流传感器与对应的导体之间的距离 D 和相邻两相导体之间的间隔距离 L 都是已知的固定值,且三相导体处于同一水平位置。但是在实际工程应用中,不能忽略外界环境因素对上述电流测量方法的影响,其中一个重要因素就是导线的舞动问题。

若架空线中任意相导体在外界因素影响下发生了未知位移,则上述三相电流解耦方程中的位置

$$\begin{cases} \vec{H}_a = -\frac{\vec{I}_a}{2\pi D} + \frac{\vec{I}_b \cos\left(\arctan\frac{L}{D}\right)}{2\pi\sqrt{D^2+L^2}} - \frac{\vec{I}_c \cos\left(\arctan\frac{L}{D}\right)}{2\pi\sqrt{D^2+L^2}} \\ \vec{H}_b = -\frac{\vec{I}_a \cos\left(\arctan\frac{L}{d}\right)}{2\pi\sqrt{D^2+L^2}} + \frac{\vec{I}_b}{2\pi D} - \frac{\vec{I}_c \cos\left(\arctan\frac{2L}{D}\right)}{2\pi\sqrt{D^2+4L^2}} \\ \vec{H}_c = -\frac{\vec{I}_a \cos\left(\arctan\frac{L}{D}\right)}{2\pi\sqrt{D^2+L^2}} + \frac{\vec{I}_b \cos\left(\arctan\frac{2L}{D}\right)}{2\pi\sqrt{D^2+4L^2}} - \frac{\vec{I}_c}{2\pi D} \end{cases} \quad (2)$$

式中: \vec{H}_b 、 \vec{H}_c 分别为TMR2传感器和TMR3传感器处的磁场强度矢量; \vec{I}_a 、 \vec{I}_b 、 \vec{I}_c 分别为A、B、C三相导体电流。

进一步可设置过度变量 C_1 、 C_2 、 C_3 ,令

$$\begin{cases} C_1 = \frac{1}{2\pi D} \\ C_2 = \frac{\cos\left(\arctan\frac{L}{D}\right)}{2\pi\sqrt{D^2+L^2}} \\ C_3 = \frac{\cos\left(\arctan\frac{2L}{D}\right)}{2\pi\sqrt{D^2+4L^2}} \end{cases} \quad (3)$$

则式(2)最终逆转化可得到电流解耦方程为

参数都会发生变化,最终导致三相电流检测出现误差。

因此,以中间相导体发生垂直位移 d 、水平位移 l 为例进行误差分析,此时三相导体的位置关系如图5所示。

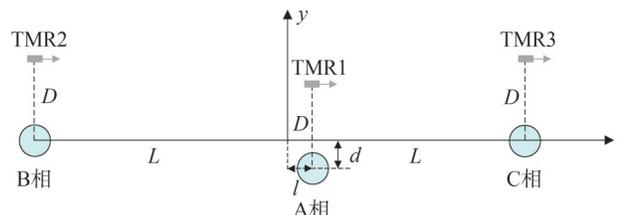


图5 中间相导体位移场景

Fig.5 Intermediate phase conductor displacement scenario

根据毕奥—萨伐尔定律可以得到此时三个TMR传感器处的真实磁场强度为

$$\begin{cases} \vec{H}_a = -\frac{\vec{I}_a}{2\pi D} + \frac{\vec{I}_b \cos\left(\arctan \frac{L+l}{D-d}\right)}{2\pi\sqrt{(D-d)^2+(L+l)^2}} - \\ \frac{\vec{I}_c \cos\left(\arctan \frac{L-l}{D-d}\right)}{2\pi\sqrt{(D-d)^2+(L-l)^2}} \\ \vec{H}_b = -\frac{\vec{I}_a \cos\left(\arctan \frac{L+l}{D+d}\right)}{2\pi\sqrt{(D+d)^2+(L+l)^2}} + \\ \frac{\vec{I}_b}{2\pi D} - \frac{\vec{I}_c \cos\left(\arctan \frac{2L}{D}\right)}{2\pi\sqrt{D^2+4L^2}} \\ \vec{H}_c = -\frac{\vec{I}_a \cos\left(\arctan \frac{L-l}{D+d}\right)}{2\pi\sqrt{(D+d)^2+(L-l)^2}} + \\ \frac{\vec{I}_b \cos\left(\arctan \frac{2L}{D}\right)}{2\pi\sqrt{D^2+4L^2}} - \frac{\vec{I}_c}{2\pi D} \end{cases} \quad (5)$$

进一步,设置中间变量 K_1 、 K_2 、 K_3 、 K_4 、 K_5 、 K_6 ,令

$$\begin{cases} K_1 = \frac{1}{2\pi D} \\ K_2 = \frac{\cos\left(\arctan \frac{L+l}{D-d}\right)}{2\pi\sqrt{(D-d)^2+(L+l)^2}} \\ K_3 = \frac{\cos\left(\arctan \frac{L-l}{D-d}\right)}{2\pi\sqrt{(D-d)^2+(L-l)^2}} \\ K_4 = \frac{\cos\left(\arctan \frac{L+l}{D+d}\right)}{2\pi\sqrt{(D+d)^2+(L+l)^2}} \\ K_5 = \frac{\cos\left(\arctan \frac{2L}{D}\right)}{2\pi\sqrt{D^2+4L^2}} \\ K_6 = \frac{\cos\left(\arctan \frac{L-l}{D+d}\right)}{2\pi\sqrt{(D+d)^2+(L-l)^2}} \end{cases} \quad (6)$$

则式(5)可转化为

$$\begin{bmatrix} \vec{I}_a \\ \vec{I}_b \\ \vec{I}_c \end{bmatrix} = \frac{1}{K_1^3 - K_1 K_2 K_4 - K_1 K_5^2 + K_3 K_4 K_5 - K_1 K_3 K_6 + K_2 K_5 K_6} \times \begin{bmatrix} -K_1^2 + K_5^2 & K_1 K_2 - K_3 K_5 & K_1 K_3 - K_2 K_5 \\ -K_1 K_4 + K_5 K_6 & K_1^2 - K_3 K_6 & K_1 K_4 - K_1 K_5 \\ -K_4 K_5 + K_1 K_6 & K_1 K_5 - K_2 K_6 & -K_1^2 + K_2 K_4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \vec{H}_a \\ \vec{H}_b \\ \vec{H}_c \end{bmatrix} \quad (7)$$

在当前位移情况下以A相电流为例,若实际应用中不考虑导线位移情况,使用未修正解耦方程进行计算,则电流计算误差 ε_A 为

$$\varepsilon_A = \frac{I_a - I_{a真}}{I_{a真}} \times 100\% \quad (8)$$

式中: I_a 为由式(4)解耦计算得到的未修正前A相电流; $I_{a真}$ 为由式(7)解耦计算得到的修正后A相真实测量电流。

将TMR传感器固定安装于三相导体垂直上方D处,取 $D=0.4$ m,中间导体与两侧导体水平相隔L,取 $L=1$ m;随后移动中间导体,垂直位移 d 的范围为 $-0.3\sim 0.3$ m,水平位移 l 的范围为 $-0.4\sim 0.4$ m,通过三个TMR处的磁场强度计算相对误差,绘制误差变化曲线,如图6所示。

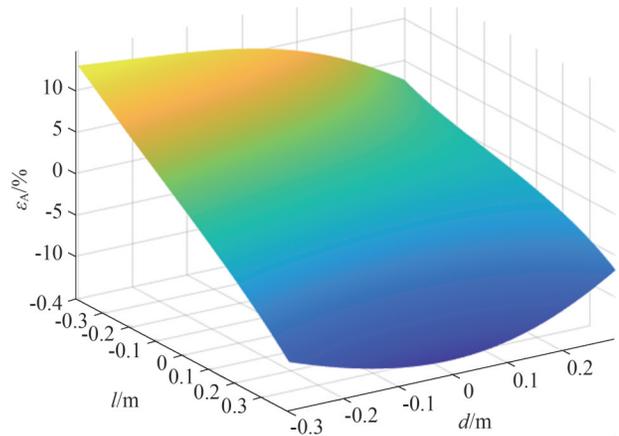


图6 A相电流测量相对误差

Fig.6 Relative error of phase A current measurement

由图6可以看出,电流测量误差会随着导体的水平位移和垂直位移的增大而增大,最大相对误差可达-13.6%。

3 多源融合的电流量修正测量方法

3.1 多源融合传感测量阵列建模

在现实环境中,因为多种外界因素形成的架空

线路舞动是一个非线性过程。导线初始状态稳定,在外界因素的影响下,导线会发生小范围摆动,由于风能的积累和空气负阻尼的影响,振幅也会逐渐增大,形成类椭圆运动轨迹,最终在系统阻尼的影响下又逐步稳定。

导线舞动是不规则运动,可能发生在任意时刻,因此需要通过 MEMS 加速度传感器获取的三轴加速度数据来分析导体的实时位移情况。 x 轴设定方向与 TMR 磁敏感方向一致,即与地面平行; y 轴设定方向垂直地面向上。如上设定后, z 轴则为导线电流方向,而导体发生舞动时,产生的主要是 xy 平面上的位移,因此可以忽略 z 轴方向的影响。

因此将 TMR 传感器替换为新的 MEMS 测量单元,如图 7 所示。

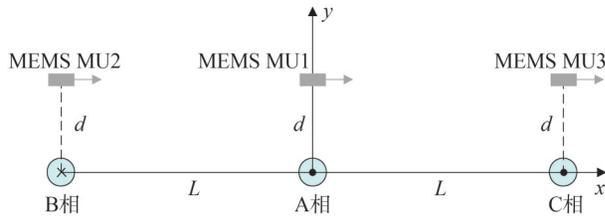


图7 多源融合的 MEMS 测量阵列

Fig.7 Multi-source fusion of MEMS measurement arrays

在 xy 平面中,可以将导体的不规则位移分解为水平和垂直方向上的位移矢量和,因此分别求解 x 、 y 方向上的位移即可。

根据 MEMS 加速度传感器测量结果, t 时刻导线在 x 轴方向上的位移函数 $s_x(t)$ 为

$$s_x(t) = s_{x0} + \int_0^t v_x(t) dt = s_{x0} + \int_0^t (v_{x0} + \int_0^t a_x(t) dt) dt \quad (9)$$

式中: v_{x0} 为导体在 x 轴方向上的初速度, m/s ; $a_x(t)$ 为 MEMS 加速度传感器输出的水平加速度, m/s^2 ; s_{x0} 为导体在 x 轴方向上的初始位置, m ; $v_x(t)$ 为导体在 x 轴方向上的速度。

同理在 y 轴方向上的位移函数 $s_y(t)$ 为

$$s_y(t) = s_{y0} + \int_0^t v_y(t) dt = s_{y0} + \int_0^t (v_{y0} + \int_0^t a_y(t) dt) dt \quad (10)$$

式中: v_{y0} 为导体在 y 轴方向上的初速度, m/s ; $a_y(t)$ 为加速度传感器输出的垂直加速度, m/s^2 ; s_{y0} 为导体在 y 轴方向上的初始位置, m ; $v_y(t)$ 为导体在 y 轴方向上

的速度。

3.2 电流修正矩阵研究

上述速度函数及位移函数都是连续函数,加速度传感器采集到的加速度信号都是模拟量,但模拟量转化为数字量后则是离散的,利用微分可以将时间分成若干个微小时间段,在这个时间段里,加速度变化非常小,可以将加速度视为一个定值,则利用此时段的定值可算出部分加速度,求和则为任意时刻的速度。

以 x 轴即水平方向为例,将一个时间段 $[0, t]$ 等分为 n 个时段,各时段的起止时刻分别为: t_0, t_1, \dots, t_n , 时间间隔为 $\Delta t_i = t_i - t_{i-1}$, 各时刻的速度分别为 v_0, v_1, \dots, v_n 。在时间段 $[t_{i-1}, t_i]$ 上取时刻 τ_i , 则可得

$$\Delta v_i = a(\tau_i) \Delta t_i; i=1, 2, \dots, n \quad (11)$$

式中: Δv_i 为 Δt_i 时段的速度。由此可得在 x 轴方向上任意时刻 t_j 的速度 $v_x(t_j)$ 为

$$v_x(t_j) = v_{x0} + \sum_{i=1}^j a(\tau_i) \Delta t_i \quad (12)$$

则 x 轴方向上任意时刻 t_j 的位移 $s_x(t_j)$ 为

$$\begin{aligned} s_x(t_j) &= s_{x0} + \sum_{i=1}^j v(\tau_i) \Delta t_i \\ &= s_{x0} + \sum_{i=1}^j (v_{x0} + \sum_{i=1}^j a(\tau_i) \Delta t_i) \Delta t_i \end{aligned} \quad (13)$$

同理可以得到 y 轴方向上任意时刻 t_j 的位移 $s_y(t_j)$ 为

$$\begin{aligned} s_y(t_j) &= s_{y0} + \sum_{i=1}^j v(\tau_i) \Delta t_i \\ &= s_{y0} + \sum_{i=1}^j (v_{y0} + \sum_{i=1}^j a(\tau_i) \Delta t_i) \Delta t_i \end{aligned} \quad (14)$$

在实际安装传感器时,需要确保三相导线处于稳定静止状态,因此上述位移公式中初速度 v_{x0}, v_{y0} 和初始位置 s_{x0}, s_{y0} 可以设定为 0。

架空线舞动的频率范围为 0.1~3 Hz, 将 MEMS 加速度传感器的采样频率设定为 f_s , 则采样周期为 f_s^{-1} , 根据 MEMS 加速度传感器输出的加速度值, 由位移公式计算即可获得三相导体在任意时刻所在位置, 现假设某一时刻三相导体位置如图 8 所示。

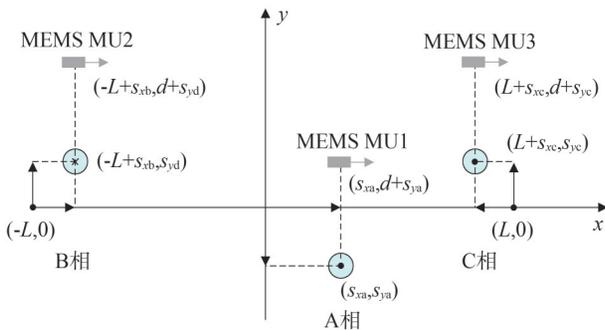


图8 任意导体位移时的测量模型

Fig.8 Measurement model at arbitrary conductor displacements

此时修正后的解耦方程为

$$\begin{cases}
 \vec{H}_a = -\frac{\vec{I}_a}{2\pi d} + \frac{\vec{I}_b \cos\left(\arctan\left|\frac{(-L+s_{xb})-s_{xa}}{s_{yb}-(d+s_{ya})}\right|\right)}{2\pi\sqrt{d^2+L^2}} - \frac{\vec{I}_c \cos\left(\arctan\left|\frac{(L+s_{xc})-s_{xa}}{s_{yc}-(d+s_{ya})}\right|\right)}{2\pi\sqrt{((L+s_{xc})-s_{xa})^2+(s_{yc}-(d+s_{ya}))^2}} \\
 \vec{H}_b = -\frac{\vec{I}_a \cos\left(\arctan\left|\frac{s_{xa}-(-L+s_{xb})}{s_{ya}-(d+s_{yb})}\right|\right)}{2\pi\sqrt{(s_{ya}-(d+s_{yb}))^2+(s_{xa}-(-L+s_{xb}))^2}} + \frac{\vec{I}_b}{2\pi d} - \frac{\vec{I}_c \cos\left(\arctan\left|\frac{(L+s_{xc})-(-L+s_{xb})}{s_{yc}-(d+s_{yb})}\right|\right)}{2\pi\sqrt{((L+s_{xc})-(-L+s_{xb}))^2+(s_{yc}-(d+s_{yb}))^2}} \\
 \vec{H}_c = -\frac{\vec{I}_a \cos\left(\arctan\left|\frac{s_{xa}-(L+s_{xc})}{s_{ya}-(d+s_{yc})}\right|\right)}{2\pi\sqrt{(s_{xa}-(L+s_{xc}))^2+(s_{ya}-(d+s_{yc}))^2}} + \frac{\vec{I}_b \cos\left(\arctan\left|\frac{(-L+s_{xb})-(L+s_{xc})}{s_{yb}-(d+s_{yc})}\right|\right)}{2\pi\sqrt{((-L+s_{xb})-(L+s_{xc}))^2+(s_{yb}-(d+s_{yc}))^2}} - \frac{\vec{I}_c}{2\pi d}
 \end{cases} \quad (15)$$

式中： s_{xa} 、 s_{xb} 、 s_{xc} 分别为由MEMS加速度传感器输出值计算得到的A、B、C三相导体的水平位移矢量，m； s_{ya} 、 s_{yb} 、 s_{yc} 分别为由MEMS加速度传感器输出值计算得到的A、B、C三相导体的垂直位移矢量，m。由此解耦可得到真实环境下的架空线三相电流值。

3.3 仿真验证

为了验证融合MEMS加速度传感器后的架空线三相电流测量方法的有效性,对其进行仿真实验。

将MEMS加速度传感器的采样频率设为100 Hz,

假设中间相导线(A相)发生舞动,两侧相导线固定,设定A相导线在x、y方向上的加速度在0.2~0.4 m/s²之间,对比修正前后的三相电流解耦结果,如表1所示。

表1 A相导线位移三相电流检测结果

Table 1 The three-phase current detection results under phase A conductor displacement

舞动程度	相别	电流真值/A	修正前电流/A	修正前误差/%	修正后电流/A	修正后误差/%
0.2 m/s ²	A	100	92.7	7.3	98.6	1.4
	B	-50	-46.5	7.0	-49.2	1.6
	C	-50	-53.7	7.4	-49.1	1.8
0.3 m/s ²	A	100	87.2	12.8	98.2	1.8
	B	-50	-44.6	10.8	-48.9	2.2
	C	-50	-55.1	10.2	-49.0	2.0

由表1可知,融合MEMS加速度传感器后的TMR电流测量方法对架空线舞动产生的电流测量误差有着显著改善效果,测量精度大幅提升且当导线舞动幅度增大时,未修正的电流解耦结果误差也会随之增大,与理论分析相符。因此本方法可以有效解决架空线舞动带来的测量误差问题。

4 结论

架空线在实际环境中受环境影响会发生不规则舞动现象,若采用传统的TMR电流传感器测量阵列对架空线三相电流进行解耦测量,则当任意导线发生位移时,三相电流解耦方程中的某些参数也会随之发生变化,导致三相电流测量出现误差。针对以上问题,提出了一种基于MEMS传感器的架空线三相电流精确测量方法,研究结论总结如下:

1)分析了TMR电流传感器和MEMS压阻式加速度传感器的结构、原理及特性,该方法所采用的MEMS传感器体积小、功耗低,满足了新型电力系统中非接触式电流检测的要求,TMR电流传感器具有宽频带、高灵敏度的优点,能够及时反映架空线的电流变化。

2)对常规三TMR电流测量阵列的解耦测量方法进行分析,在无风扰动的理想状态下,此方法能够

消除导线之间的磁场干扰,实现三相电流的测量。进一步考虑了实际应用中导线发生舞动情况,电流测量结果出现的较大误差。在此基础上提出了基于MEMS传感器的架空线电流精确测量方法,通过MEMS加速度传感器实时监测导线的位移情况,并修正三相电流解耦方程,最终有效提高了三相电流检测精度。

3)改进的架空线电流测量方法实现了对发生舞动状态下的架空线电流检测,对电力系统安全稳定运行具有重要意义,同时MEMS加速度传感器还可用于架空线的姿态监测与诊断。

参考文献

- [1] 高正晓,樊忠洋. 电力工程技术在智能电网建设中的应用研究[J]. 中国设备工程, 2023(18): 26-28.
GAO Zhengxiao, FAN Zhongyang. Research on the application of power engineering technology in smart grid construction [J]. China Plant Engineering, 2023(18): 26-28.
- [2] 喻磊,袁智勇,林心昊,等. 基于NDN架构的智能配电网感知数据收集协议[J]. 南方电网技术, 2023, 17(1): 144-151.
YU Lei, YUAN Zhiyong, LIN Xinhao, et al. Sensing data collection protocol for smart distribution grid based on NDN framework [J]. Southern Power System Technology, 2023, 17(1): 144-151.
- [3] 李雯,庄朋成,陈云飞,等. 变电站联络电缆接地电流缺陷分析[J]. 山东电力技术, 2022, 49(6): 56-60.
LI Wen, ZHUANG Pengcheng, CHEN Yunfei, et al. Analysis of substation Tie cable grounding current defect [J]. Shandong Electric Power, 2022, 49(6): 56-60.
- [4] 刘合金,苏国强,黄敏,等. 配电架空线路及设备缺陷快速精确定位方法研究[J]. 山东电力技术, 2022, 49(12): 20-26.
LIU Hejin, SU Guoqiang, HUANG Min, et al. Research on the fast and accurate locating method for distribution overhead line and equipment defects [J]. Shandong Electric Power, 2022, 49(12): 20-26.
- [5] 段建东,雷阳,金转婷,等. 电流互感器暂态饱和特性的实证分析[J]. 电力自动化设备, 2018, 38(7): 207-213.
DUAN Jiandong, LEI Yang, JIN Zhuanting, et al. Empirical analysis on transient saturation characteristic of current transformer [J]. Electric Power Automation Equipment, 2018, 38(7): 207-213.
- [6] 和劭延,吴春会,田建君. 电流传感器技术综述[J]. 电气传动, 2018, 48(1): 65-75.
HE Shaoyan, WU Chunhui, TIAN Jianjun. Review of the current transducer techniques [J]. Electric Drive, 2018, 48(1): 65-75.
- [7] 李振华,崔九喜,卢和平,等. 电力系统宽频动态电流流量测量技术研究综述[J]. 高电压技术, 2024, 50(8): 3421-3439.
LI Zhenhua, CUI Jiuxi, LU Heping, et al. Review of wideband and wide-dynamic-range current measurement techniques in power systems [J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(8): 3421-3439.
- [8] 朱俊宇,曾春平,索春光,等. 基于遗传算法的三相四芯电缆相电流重构方法[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(4): 307-316.
ZHU Junyu, ZENG Chunping, SUO Chunguang, et al. A phase current reconstruction method of three-phase four-core power cable based on genetic algorithm [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(4): 307-316.
- [9] 崔超,王嫚嫚,徐莹琳,等. 基于Rogowski线圈的电子式电流互感器可靠性分析[J]. 山东电力技术, 2016, 43(6): 14-17.
CUI Chao, WANG Manman, XU Yinglin, et al. Reliability prediction of electronic current transformer based on Rogowski coil [J]. Shandong Electric Power, 2016, 43(6): 14-17.
- [10] 项宇锴,陈坤隆,洪周良,等. 基于TMR传感器的非接触式高压直流电流测量方法[J]. 电力自动化设备, 2020, 40(4): 185-190.
XIANG Yukai, CHEN Kunlong, HONG Zhouliang, et al. Contactless HVDC current measurement method using TMR-based sensors [J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(4): 185-190.
- [11] 杨庆,孙尚鹏,司马文霞,等. 面向智能电网的先进电压电流传感方法研究进展[J]. 高电压技术, 2019, 45(2): 349-367.
YANG Qing, SUN Shangpeng, SIMA Wenxia, et al. Progress of advanced voltage/current sensing techniques for smart grid [J]. High Voltage Engineering, 2019, 45(2): 349-367.
- [12] MA D J, CHEN W, SHU L C, et al. A MMC-based multiport power electronic transformer with shared medium-frequency transformer [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs, 2021, 68(2): 727-731.
- [13] MA D J, CHEN W, SHU L C, et al. A multiport power electronic transformer based on modular multilevel converter and mixed-frequency modulation [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs, 2020, 67(7): 1284-1288.
- [14] KRISHNASWAMI H, RAMANARAYANAN V. Control of high-frequency AC link electronic transformer [J]. IEEE Proceedings - Electric Power Applications, 2005, 152(3): 509.
- [15] 何金良,嵇士杰,刘俊,等. 基于巨磁电阻效应的电流传感器技术及在智能电网中的应用前景[J]. 电网技术, 2011, 35(5): 8-14.
HE Jinliang, JI Shijie, LIU Jun, et al. Review of current sensor technology based on giant magneto resistive effect and possible applications for smart grids [J]. Power System Technology, 2011, 35(5): 8-14.
- [16] 陈伟根,张知先,李剑,等. 电气设备状态参量智能传感技术[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(增刊): 323-342.
CHEN Weigen, ZHANG Zhixian, LI Jian, et al. Intelligent sensing technology for power equipment state parameters [J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(S): 323-342.

- [17] 刘育东,李芳芹,任建兴,等.基于AMR双向阵列的配电网零序电流检测方法[J].江苏大学学报:自然科学版,2022,43(6): 673-679.
LIU Yudong, LI Fangqin, REN Jianxing, et al. Zero - sequence current detection method of distribution network based on AMR bidirectional array [J]. Journal of Jiangsu University: Natural Science Edition, 2022, 43(6): 673-679.
- [18] 杨晓光,温静,解存福,等.基于多层GMR材料的电流传感器设计与实验研究[J].传感技术学报,2020,33(1): 12-16.
YANG Xiaoguang, WEN Jing, XIE Cunfu, et al. Design and experimental study of a current sensor based on multilayer GMR material [J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2020, 33(1): 12-16.
- [19] 俞智浩,王杰,陈万达,等.基于TMR的微型非接触式高压电流传感器[J].电力电子技术,2022,56(1): 51-53.
YU Zhihao, WANG Jie, CHEN Wanda, et al. Micro contactless high voltage current sensor based on TMR [J]. Power Electronics, 2022, 56(1): 51-53.
- [20] 张东东,江成洲,张金华,等.基于改进自适应滤波的隧道磁电阻传感器外磁场干扰抑制方法[J].高电压技术,2023,49(10): 4327-4334.
ZHANG Dongdong, JIANG Chengzhou, ZHANG Jinhua, et al. External magnetic field interference suppression method for tunnel magnetoresistive sensor based on improved adaptive filtering [J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(10): 4327-4334.
- [21] 李鹏,袁智勇,田兵,等.基于隧道磁电阻的微型电流测量技术[J].南方电网技术,2019,13(4): 2-10.
LI Peng, YUAN Zhiyong, TIAN Bing, et al. Micro current measurement technology based on tunnel magnetoresistance [J]. Southern Power System Technology, 2019, 13(4): 2-10.
- [22] 毕岚溪,曾祥君,喻锟,等.基于隧道磁电阻效应的宽频带电流无线测量装置[J].电力自动化设备,2024,44(4): 204-210.
BI Lanxi, ZENG Xiangjun, YU Kun, et al. Wideband current wireless measuring device based on tunneling magnetoresistance effect [J]. Electric Power Automation Equipment, 2024, 44(4): 204-210.
- [23] 陆春光,任红宇,宋磊,等.抗直流影响的TMR电流传感器的原理及其应用[J].电测与仪表,2022,59(9): 126-132.
LU Chunguang, REN Hongyu, SONG Lei, et al. Principle and application of TMR anti -DC current sensor [J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2022, 59(9): 126-132.
- [24] 牟宏杰,许涛,钟贻兵,等.基于周向阵列的TMR电流传感器测量方法[J].传感器与微系统,2022,41(8): 108-111.
MOU Hongjie, XU Tao, ZHONG Yibing, et al. Measurement method of TMR current sensor based on circular array [J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2022, 41(8): 108-111.
- [25] 周秀,吴旭涛,周童浩,等.TMR传感器阵列测量电流的新型拓扑研究[J].高压电器,2022,58(6): 228-236.
ZHOU Xiu, WU Xutao, ZHOU Tonghao, et al. New topological study of current measurement by TMR sensor array [J]. High Voltage Apparatus, 2022, 58(6): 228-236.

收稿日期:2024-12-19

修回日期:2025-05-27

作者简介:

周展帆(1993),女,硕士,高级工程师,主要研究方向为带电作业机器人结构及控制系统研究;

严宇(1986),男,硕士,正高级工程师,主要研究方向为电力系统继电保护;

何泽宇(1998),通信作者(hezeyu2023@163.com),男,硕士在读,主要研究方向为电力系统继电保护、MEMS智能传感;

毕岚溪(1998),男,博士在读,主要研究方向为电力系统继电保护、MEMS智能传感;

喻锟(1989),男,博士,副教授,主要研究方向为电力系统继电保护、MEMS智能传感。

(责任编辑 郑天茹)

DOI: 10.20097/j.cnki.issn1007-9904.2025.08.003

基于供电能力动态提升的配电网故障抢修与恢复协调优化

陈冰冰^{1*}, 刘家腾¹, 吴浩天¹, 梁睿², 王海威¹

(1. 国网江苏省电力有限公司南京供电分公司, 江苏 南京 210019; 2. 中国矿业大学电气工程学院, 江苏 徐州 221000)

摘要:为解决极端灾害下配电网发生事故后的故障恢复,提出一种供电能力动态修复下的配电网故障抢修与修复的协调优化方法,在极端灾害下通过配电网的重构与抢修快速恢复供电能力。首先,综合考虑重要负荷恢复、网络损失、开关动作次数等因素,创建考虑孤岛、重构与抢修的配电网故障恢复耦合规划模型,各层之间相互影响,动态优化,保障配电网可靠、快速恢复正常。然后,分别介绍各层模型及算法,采用动态孤岛划分策略,利用改进的鲸鱼优化算法(whale optimization algorithm, WOA)和动态恢复策略实现配电网故障抢修过程中更快更好地恢复供电能力。最后,通过算例仿真验证了所提策略的有效性。

关键词:配电网; 孤岛划分; 故障抢修; 动态恢复

中图分类号: TM727

文献标志码: A

文章编号: 1007-9904(2025)08-0025-11

Optimization of Distribution Network Fault Repair and Restoration Coordination Under Dynamic Improvement of Power Supply Capacity

CHEN Bingbing^{1*}, LIU Jiateng¹, WU Haotian¹, LIANG Rui², WANG Haiwei¹

(1.State Grid Nanjing Power Supply Company, Nanjing 210019, China;

2.School of Electrical Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221000, China)

Abstract: In order to solve the fault recovery of distribution networks after accidents under extreme disasters, a coordinated optimization method of fault repair and restoration of distribution networks under dynamic restoration of power supply capacity is proposed, which quickly restores the power supply capacity through reconfiguration and repair of distribution networks under extreme disasters. First, the coupled planning model of distribution network fault restoration considering islanding, reconfiguration, and repair is created by comprehensively considering important load restoration, network loss, and the number of switch actions, and the layers interact with each other and dynamically optimized to ensure that the distribution network is reliably and quickly restored to normal. Then, the models and algorithms of each layer are introduced respectively, and the dynamic islanding strategy is adopted to realize faster and better restoration of power supply capacity during distribution network fault repair using the improved whale optimization algorithm (WOA) and dynamic recovery strategy. Finally, the effectiveness of the proposed strategy is verified by arithmetic simulation.

Keywords: distribution networks; islanding; fault repair; dynamic recovery

0 引言

随着我国经济的迅猛增长和人民生活水平的显著提升,社会对电力供应的需求持续上升^[1]。这种增长带来了对配电网在可靠性、安全性和供电质量方面的更高标准和期望,电力行业逐渐成为推动

国民经济发展的重中之重^[2]。同时近年来全球极端气候现象频发,也对电力行业造成冲击^[3]。风力发电、光伏发电等分布式电(distributed generator, DG)发电方式快速发展,在配电网中的接入量越来越大^[4]。因此,在发生灾害后,如何利用具有自启动特性的分布式电源,为发生故障的配电网形成孤岛供电并恢复配电网供电能力是一个重要的研究方向^[5]。

配电网孤岛划分和重构是恢复非故障停电区域

基金项目:国网江苏省电力有限公司科技项目(J2023102)。
Science and Technology Project of State Grid Jiangsu Electric Power Company(J2023102).

供电的重要手段。针对配电网运行时的具体环境和需求,衍生出很多的孤岛划分方式,文献[6]构建了一个以降低客户中断成本为目标的孤岛划分模型,旨在提高配电网的供电恢复效率;文献[7]针对冷负荷冲击问题,提出了一种电动汽车辅助供电恢复孤岛的优化方法,增强了配电网在面对极端负荷冲击时的恢复能力。

常见的重构优化算法有:数学优化算法^[8-9]、启发式优化算法^[10]和人工智能优化算法^[11]。文献[12]采用遗传算法求解重构问题,对配电网中的所有开关采用0-1方式编码,生成的初始解存在大量不可行解,算法的求解速度低;文献[13]对配电网中每个环网独立编码,利用蚁群算法求解,获得较好的故障恢复效果。各种人工算法被应用在配电网故障重构中。目前也有很多研究提出采用DG与主网络相结合的综合故障恢复策略。

很多学者将孤岛划分、故障重构与抢修两个阶段联合优化。文献[14]针对极端灾害事件造成配电网大规模故障后的快速问题,提出了一种面向配电网弹性提升的网络重构与故障抢修协同优化方法;文献[15]针对负荷时变性的配电网,提出一种抢修与恢复交替、协同的策略。文献[16]以通信系统与电力系统的耦合模型为约束条件,分两阶段对故障点进行抢修,实现最短时间的负荷恢复。但都忽略了将孤岛划分与故障重构、故障抢修结合到一起,形成耦合的规划模型,进行动态协调优化,得到最优的抢修策略。

综上所述,在当前配电网频繁出现严重故障的大背景下,研究含多种分布式电源的配电网在面对极端灾害所导致的严重故障下的孤岛划分策略,探索含分布式电源的配电网故障恢复与抢修的阶段性协调优化方案,建立供电能力动态恢复的模型,有助于电力系统的安全稳定,最大限度地减少经济损失,对于实现配电网故障恢复的快速性、可靠性具有重要的意义。

1 考虑孤岛、抢修与重构的配电网故障恢复耦合规划模型

考虑到分布式电源出力具有波动性及负荷时变性需求的特点,需要对孤岛划分方案进行动态调

整,并在配电网故障抢修中对故障恢复与抢修进行协调优化。配电网的孤岛运行、抢修与重构是配电网出现大面积停电事故时使负荷恢复供电的有效手段^[17],三者优化过程中是相对独立的,但在整体的配电网故障恢复过程中又是紧密联系的。区别于传统的配电自动化装置,本文在配电网故障时改变拓扑结构。因此,本文引入考虑孤岛、重构与抢修的配电网故障恢复耦合规划模型,具体框架如图1所示。

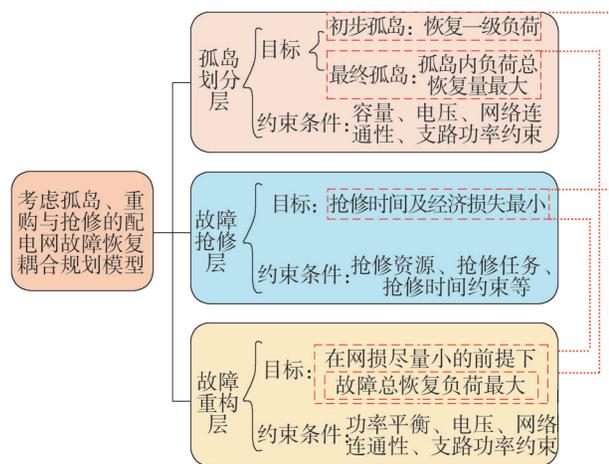


图1 考虑孤岛、重构与抢修的故障恢复耦合规划模型
Fig.1 Fault recovery coupling programming model considering islanding, reconfiguration and emergency repair

当发生极端自然灾害,配电网出现大面积停电事故时,DG迅速进入孤岛运行模式,为附近重要的失电负荷提供电力支撑,在耦合规划模型中孤岛划分分为第一层。孤岛划分包括两个阶段,第一阶段进行初步孤岛划分^[18],即通过DG尽量将所有的一级失电负荷纳入孤岛中以恢复供电,并将生成的孤岛方案传递给第二层。若此时所有的一级负荷全部恢复供电,则进行第二阶段,在考虑负荷综合优先恢复系数的基础上,以孤岛内负荷总恢复量最大为目标进行最终孤岛划分,并将生成的孤岛方案传递给第三层。第二层模型是故障抢修层,在得到初步孤岛划分方案后就立即派出队伍进行抢修工作,并在此抢修过程中等待最终的孤岛划分及重构方案,以期最大限度地节省故障恢复时间。第三层是故障重构层,将故障后的大电网以及每一个孤岛作

为整体进行重构,以恢复供电并将得到结果传递给故障抢修层,以得到最佳抢修方案。重复上述措施直至配电网恢复正常运行,实现动态的供电能力恢复。

2 配电网各层耦合规划模型与策略

2.1 孤岛划分层

2.1.1 孤岛划分层目标函数

1)初步孤岛划分以一级负荷为最优先目标,目标函数为

$$\max f_{st} = \sum_{i \in F_1} P_i y_i \quad (1)$$

式中: F_1 为最优先恢复集; P_i 为节点*i*负荷的有功功率; y_i 为当前时刻节点*i*的连接状态,取值为0或1,其中 $y_i=1$ 表示该负荷接入孤岛中恢复供电。

2)最终孤岛划分的目的是在确保孤岛内部的负荷与损耗总和不超过分布式电源输出能力的同时,尽可能多地恢复负荷,其相应的目标函数为

$$\max f_{nl} = \sum_{i \in N} F_i P_i y_i \quad (2)$$

式中: F_i 为节点*i*的综合优先恢复系数; N 为孤岛中的节点负荷总数。

2.1.2 孤岛划分层约束条件

1)孤岛内功率平衡约束为

$$\sum_{i \in N_{loadk}} P_{gli} = \sum_{i \in g_k} P_{DG}^k - P_{loss}^k, k = 1, 2, \dots, n \quad (3)$$

式中: P_{gli} 为孤岛区域中节点*i*负荷的有功功率; P_{DG}^k 为孤岛*k*中所连DG输出的有功功率; N_{loadk} 为孤岛*k*内负荷节点的集合; g_k 为孤岛*k*中DG的集合; P_{loss}^k 为孤岛*k*的网络损耗; n 为孤岛的总数。

2)支路电流约束为

$$I_l^{\min} \leq I_l \leq I_l^{\max} \quad (4)$$

式中: I_l^{\min} 和 I_l^{\max} 分别为支路*l*电流的最小值和最大值; I_l 为支路*l*的实际电流幅值。

3)节点电压约束为

$$V_i^{\min} \leq V_i \leq V_i^{\max} \quad (5)$$

式中: V_i^{\max} 和 V_i^{\min} 分别为节点*i*电压的上限和下限; V_i 为节点*i*实际电压幅值。

4)支路功率约束为

$$P_{sl} \leq P_{sl}^{\max} \quad (6)$$

式中: P_{sl} 为支路*l*的实际功率; P_{sl}^{\max} 为支路*l*的最大功率容量。

5)辐射状约束为:

$$x_i = 1, i \in g_k \quad (7)$$

$$x_i = \{0, 1\}, i \in N_{loadk} \quad (8)$$

$$x_j \geq x_i, j \in l_{i,g}, \forall i \in N_{loadk}, \exists g \in g_k \quad (9)$$

式中: $l_{i,g}$ 为节点*i*和电源节点*g*之间的所有节点集合; x_i 为判断节点*i*是否供电的参数, $x_i = 1$ 表示节点*i*正在供电,则节点*i*到任何电源节点*g*的路径上的所有中间节点*j*也必须处于供电状态。

2.2 故障抢修层

2.2.1 故障抢修层模型

在故障抢修阶段,主要考虑两个因素,一是抢修时间^[19],二是社会经济损失^[20]。以抢修时间最短和社会经济损失最小作为故障抢修策略的综合目标函数。即为

$$\min Z_{re} = w_{re} \sum_{b \in F_a} (T_b + t_{b-1,b}) + \sum_{b \in F_a, s \in H_u} [(T_b + t_{b-1,b} + t_{re}) P_s] \quad (10)$$

式中: w_{re} 为抢修时间的权重系数,需要根据故障恢复实际情况进行取值; b 为当前故障点, $b-1$ 即表示前一故障抢修点; F_a 为故障点集合; T_b 为故障点*b*抢修所需时长; $t_{b-1,b}$ 为故障点*b-1*到故障点*b*的所需时间; s 为失电负荷; H_u 为失电负荷集合; t_{re} 为抢修完某一故障点后的配电网重构所需时间,若此时未恢复任一负荷,则不需要重构, $t_{re}=0$; P_s 为失电负荷的负荷量。

考虑到开关故障与其他故障类型在抢修时长上有较为明显的差距,并会直接影响后续故障点的抢修顺序,因此应在设定时予以区分。

在配电网故障抢修阶段,同样需要满足一定的约束条件^[21]。

1)抢修资源约束为

$$R_{ce} \leq R_{ce}^{\max} \quad (11)$$

式中: R_{ce} 为抢修故障所需要的资源; R_{ce}^{\max} 为现有的全部抢修资源。

2)抢修任务约束为

$$Q_z \leq 1 \quad (12)$$

式中: Q_z 为抢修队伍*z*的抢修任务。

3)抢修时间约束为

$$T_q \leq T_q^{\max} \quad (13)$$

式中: T_q 为抢修时间; T_q^{\max} 为抢修故障最大允许时间。

2.2.2 故障恢复策略

由于在配电网的故障抢修过程中,并非每一次抢修都能恢复更多的负荷,因此引入非关联故障的概念。非关联故障是指该故障并不是在此情景下唯一且直接引起某些负荷失电的原因,即当抢修队伍抢修非关联故障后,即使进行故障重构也无法将更多的失电负荷纳入电网或孤岛中以恢复供电。因此,为减少全网负荷恢复时间,在本次抢修完成后可以不进行故障重构,继续抢修下一处任务,以缩短抢修时间,减少经济损失。

综上所述,配电网故障恢复的具体流程为:

步骤1)读取配电网数据和故障信息,得到故障点总数为 N_g ,设 Q_g 为当前进行的故障点抢修任务,令 $Q_g=1$;

步骤2)根据得到的数据信息进行孤岛划分,若初步孤岛划分可将所有失电的一级负荷恢复供电,则进行步骤4),否则进行步骤3);

步骤3)进行最终孤岛划分及网络重构,得到故障抢修方案;

步骤4)根据得到的故障抢修方案对故障点进行抢修,在抢修完成后令 Q_g+1 ;

步骤5)判断 Q_g 与 N_g 的大小,若 Q_g 大于 N_g ,则故障抢修结束,否则重新执行步骤3)。

2.3 故障重构层

2.3.1 配电网通信及开关状态模型

配电网的通信系统^[22]对于其稳定运行发挥着关键作用。然而,在实际的极端自然灾害情况下,配电网的通信系统可能会受到损害,这会影响故障恢复的整体效果。本文对配电网节点处开关进行编码,某个开关表示为 M ,则配电网开关可控状态 C_M 及开关开合状态 S_M 分别可表示为:

$$C_M = \begin{cases} 0, & \text{无法得知开关状态} \\ 1, & \text{可以得知开关状态} \end{cases} \quad (14)$$

$$S_M = \begin{cases} 0, & \text{开关损毁} \\ 1, & \text{开关断开} \\ 2, & \text{开关完好且闭合} \end{cases} \quad (15)$$

针对 C_M 及 S_M 不同的取值,可将配电网开关状态划分为多种不同类型,具体如表1所示。因此,节点 j 处的开关可控状态 $C_j=1$ 且节点 j 处的开关开合状态 $S_j=1$ 或2时,节点 j 的开关才处于可控状态。

表1 节点故障类型
Table 1 Node failure type

C_M 取值	S_M 取值	故障类型
0	0	开关故障
	1	伪开关故障
	2	伪开关故障
1	0	开关故障
	1	正常
	2	正常

由表1可知,当 $C_j=0$ 或1且 $S_j=0$ 时,节点为开关故障,此时抢修队伍需要一定的抢修时间对故障点进行修复;当 $C_j=0$ 且 $S_j=1$ 或2时,节点为伪开关故障,虽然在通信系统上无法得知具体的故障类型,在抢修前需要假定其为实际开关故障,如果在抢修队伍到达现场后发现为伪开关故障,则实际抢修时间为0;当 $C_j=1$ 且 $S_j=1$ 或2时,通信系统完好,且开关并未受到损毁,可视为正常状态。

2.3.2 故障重构层规划模型

1)目标函数。配电网故障重构构建的目标函数以开关动作次数最少、网损最小为控制目标,目标函数为

$$\min f_{re} = w_1 \sum_{l \in N_s} y_l \frac{P_l^2 + Q_l^2}{U_l^2} R_l + w_2 \sum_{d \in U} y_d \quad (16)$$

式中: P_l 和 Q_l 分别为流经支路 l 上的有功和无功功率; R_l 为支路 l 的电阻; U_l 为支路 l 末端节点的电压幅值; N_s 为网络中所有的支路集合; y_l 为支路 l 的连接状态,其中 $y_l=0$ 、 $y_l=1$ 分别表示支路未连接到配电网和已连接到配电网; y_d 为开关 d 的操作状态, $y_d=1$ 、 $y_d=0$ 分别表示开关动作和未动作; U 为可控开关集合; w_1 、 w_2 分别为网损与开关动作次数在目标函数中的权重,其取值应根据故障恢复实际需求进行。

2)约束条件。

①功率平衡约束为

$$\begin{cases} P_i - V_i \sum_{j \in N_i} V_j (G_{ij} \cos \theta_{ij} + B_{ij} \sin \theta_{ij}) = 0 \\ Q_i - V_i \sum_{j \in N_i} V_j (G_{ij} \sin \theta_{ij} + B_{ij} \cos \theta_{ij}) = 0 \end{cases} \quad (17)$$

式中: V_i 、 V_j 分别为节点 i 、 j 的电压; P_i 、 Q_i 分别为节点 i 的有功功率和无功功率; G_{ij} 、 B_{ij} 分别为节点 i 、 j 之间的电导和电纳; θ_{ij} 为节点 i 电压和节点 j 电压的相角

差; N_i 为节点*i*的所有邻居节点的集合。

②节点电压约束为

$$V_i^{\min} \leq V_i \leq V_i^{\max} \quad (18)$$

式中: V_i^{\max} 和 V_i^{\min} 分别为节点*i*的电压上下限; V_i 为节点*i*的实际电压幅值。

③支路功率约束为

$$P_l \leq P_l^{\max} \quad (19)$$

式中: P_l 为支路*l*的有功功率; P_l^{\max} 为支路*l*的有功功率允许的最大值。

④网络拓扑约束为

$$\sum_{ij \in G_k} x_{ij} \leq |G_k| - 1, \forall G_k \in G \quad (20)$$

式中: G 为所有环构成的集合; G_k 为孤岛*k*中任一环; $|G_k|$ 为孤岛*k*中环中支路个数; x_{ij} 为节点*i*和节点*j*之间的支路连接状态, $x_{ij}=0$ 或 1 分别表示支路*ij*断开和闭合。

2.3.3 鲸鱼优化算法

鲸鱼优化算法^[23](whale optimization algorithm, WOA)是一种群体智能启发式优化算法,具有卓越的全局搜索和探索能力。WOA的设计灵感来源于鲸鱼的觅食行为,其执行过程主要分为3个阶段。

1)包围猎物阶段。鲸鱼识别猎物的位置并包围它们,表示为:

$$X(t+1) = X^*(t) - A \cdot D \quad (21)$$

$$|D| = |C \cdot X^*(t) - X(t)| \quad (22)$$

式中: $X^*(t)$ 为第*t*次迭代后得到的最佳解的位置向量; A 和 C 均为系数向量; $X(t)$ 为第*t*次迭代后的鲸鱼位置。

向量 A 和 C 的计算公式为:

$$A = 2a \cdot r - a \quad (23)$$

$$C = 2r \quad (24)$$

式中: r 为模在0~1之间的随机向量; a 为一个与搜索空间相关的参数,满足 $|a| = 2 - 2t/t_{\max}$,其中 t_{\max} 为最大迭代次数,在整个迭代过程中, $|a|$ 从2线性降至0。

2)泡泡网攻击阶段。实现对最优解的搜索和逼近,表示为

$$X(t+1) = D' \cdot e^{b_{cs} l_{\text{rand}}} \cdot \cos(2\pi l_{\text{rand}}) + X^*(t) \quad (25)$$

式中: D' 为在鲸鱼在搜索空间中的移动距离,模长表示为 $|D'| = |X^*(t) - X(t)|$; b_{cs} 为一个常数,用于定义

包围猎物时的行动轨迹; l_{rand} 为-1~1之间的随机数。

包围猎物和泡泡网攻击这两种策略在每次迭代中都有50%的相同概率进行位置更新,表示为:

$$X(t+1) = \begin{cases} X^*(t) - A \cdot D, p < 0.5 \\ D' \cdot e^{b_{cs} l_{\text{rand}}} \cdot \cos(2\pi l_{\text{rand}}) + X^*(t), p \geq 0.5 \end{cases} \quad (26)$$

式中: p 为概率,是0~1之间的随机数,用于判断鲸鱼个体执行的位置更新方式。

3)搜寻猎物阶段。当随机值 A 的模不小于1时,鲸鱼会选择其搜索代理向随机个体位置迭代优化,进行随机搜索远离当前位置,其数学模型为:

$$X(t+1) = X_{\text{rand}}(t) - A \cdot D \quad (27)$$

$$|D| = |C \cdot X_{\text{rand}}(t) - X(t)| \quad (28)$$

式中: X_{rand} 为从当前种群中选择的随机位置向量。

2.3.4 改进的鲸鱼优化算法

为了实现鲸鱼个体位置在0和1之间的更新转换,文本采用的二进制更新转换函数为:

$$\text{sigmoid}(X_{ij}) = \frac{1}{1 + e^{-X_{ij}}} \quad (29)$$

$$X_{ij} = \begin{cases} 1, r_{\text{and}} \geq \text{sigmoid}(X_{ij}) \\ 0, \text{其他} \end{cases} \quad (30)$$

式中: X_{ij} 为第*i*个鲸鱼个体第*j*维的特征; r_{and} 为[0,1]之间的随机数。

虽然鲸鱼优化算法在求解问题时有很多优点,但也存在在搜索过程中收敛速度慢和容易陷入局部最优等缺点,因此本文对二进制WOA做出如下改进。

1)动态收敛学习因子。

WOA算法中主要有两个参数,分别为 A 和 C ,具体见式(23)和式(24)。在鲸鱼优化算法中, A 的取值影响着算法的全局勘探和局部开发能力,而 A 的值又主要受 a 的影响,因此需要合理地确定 a 的取值。而在传统的WOA算法中,一般会简单地设置 a 的取值线性递减,而在复杂优化问题中往往不只存在单个局部最优值,线性递减的策略反而会影响算法逃逸出局部最优的能力,因此本文重新提出一个动态收敛学习因子 a' ,即为

$$a' = 2 - \frac{e+1}{3.1} \times \left(e^{\frac{t}{t_{\max}}} - 1 \right) \quad (31)$$

通过引入动态收敛学习因子 a' ,使得算法的收

敛速度和逃逸局部最优的能力得到显著提升。

2) 莱维飞行。

莱维飞行是服从莱维分布的随机搜索方法,全局搜索能力较好^[24-25]。为提高找到全局最优解的概率,鲸鱼个体位置 X_i 采用莱维飞行策略更新位置表达式为

$$X_i^{\text{new}} = X_i + \frac{(e-1)}{e^5+1} A_1 \times \delta_{\text{step}} \cdot (X_i - 2rX^{\text{rand}}) \quad (32)$$

式中: X_i^{new} 为鲸鱼个体更新后的位置; X^{rand} 为当前种群中随机选择的鲸鱼个体位置; δ_{step} 为随机步长,表达式为

$$\delta_{\text{step}} = \frac{u}{|v|^{\frac{1}{\beta}}} \quad (33)$$

式中: u 和 v 均为 d 维空间向量,服从正态分布^[26],且 $u = (u_1, u_2, \dots, u_d)$, $v = (v_1, v_2, \dots, v_d)$; β 为控制搜索过程中步长的比例和尺度的形状参数,这里 β 取值为1.5。

2.3.5 故障重构优化策略

配电网的故障重构是通过联络开关和分段开关的通断来实现的,通过操作网络中的特定开关组合,找到针对一个或多个目标函数的最优方案以将失电负荷恢复供电。在改进的WOA算法中,将配电网故障重构实际问题与改进的WOA算法参数相结合,设置两者之间变量的对应关系,具体如表2所示。

表2 改进的WOA算法变量与配电网变量对应关系
Table 2 The correspondence between improved WOA algorithm variables and distribution network variables

符号	WOA表述	配电网问题中的表述
X_i	个体 i 位置	开关 i 态信息
X_i^*	个体 i 最佳位置	开关 i 最优状态
X_{all}^*	全部个体最佳位置	最优开关组合
$f(x)$	适应度	目标函数

以开关动作次数最少、网损最小作为目标函数,采用改进的WOA算法对配电网优化重构。因此,配电网故障重构的整体步骤如下:

步骤1)读取配电网故障信息,初始化网络参数。

步骤2)根据配电网结构,确定初始种群数。

步骤3)计算种群中的个体适应度,找到具有最

佳适应值的个体。

步骤4)生成随机数 p ,投入动态收敛学习因子 a' 并更新 A 、 C 、 a 的值。

步骤5)判断 p 和 $|A|$ 的值,利用螺旋和收缩包围机制对鲸鱼个体的位置进行更新。

步骤6)判断是否达到算法结束条件,即找到全部个体的最佳位置,若满足,则输出最优重构方案。否则,转步骤4)。

3 算例分析

算例选取改进的IEEE-33节点标准测试算例验证所提模型和策略的有效性。改进后的IEEE-33节点测试系统包含32条支路并设有5条联络线路。该系统的电压为12.66 kV,承担的总负荷包括3 715 kW的有功功率和2 300 kvar的无功功率。系统中装备了负荷开关、分段开关以及联络开关。系统内共接入了三种类型的分布式电源配置,具体接入位置和参数如表3所示。

以电源1作为根节点,节点负荷的情况如表4所示。结合配电网在极端自然灾害下的实际故障运行情况,本节共设置5个故障点,通过MATLAB生成故障点 f_1-f_5 ,并假设故障均可被抢修成功。本文采用的改进的IEEE-33节点配网综合灵敏性指标最高的线路为26-27,可知其在配电网遭受极端灾害时更易出现故障,使附近的重要负荷失电,因此本文取节点26为抢修资源仓库的设置地点,即抢修队伍的初始地点。

表3 各分布式电源接入位置及参数

Table 3 Access location and parameters of each distributed power supply			
电源类型	位置	功率因数	额定容量/kVA
光伏阵列	16,32	0.88	500
风电机组	11,24	0.88	500
储能系统	17,22	0.80	250

3.1 协同优化下的配电网抢修与恢复结果

为了说明耦合规划模型的有效性,设置了算例1,通过MATLAB生成的故障点 f_1-f_5 ,同时设置两个实际为开关故障的通信故障点 c_1 和 c_2 ,具体如图2所示。

表4 各节点负荷类型和等级
Table 4 Load type and level of each node

节点类型	位置	需求功率系数
一级负荷	11、16、22、23、31	100
二级负荷	2、3、8、13、15、18、25、27、32、33	10
三级负荷	4、5、6、7、9、10、12、14、16、17、19、20、 21、24、26、28、29、30	1

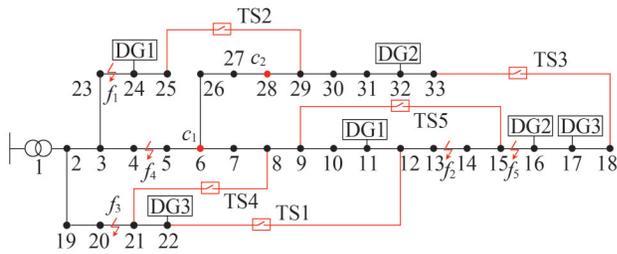


图2 算例1场景混合故障示意图

Fig.2 Diagram of hybrid faults in example 1

在此场景下,配电网运行于孤岛模式为重要负荷提供电力支撑。在出现极个别通信故障的情况下,不管是开关故障还是伪开关故障,在孤岛划分及重构和抢修之前,都需要将通信故障处节点记为开关故障处理,在此基础上进行初步的孤岛划分。初步的孤岛划分结果及负荷恢复情况如图3所示,其中各孤岛区域分别由黄色、红色、紫色、绿色和蓝色阴影表示,负荷恢复节点由黑色实心圆表示,出现通信故障的节点由红色实心圆表示,失电负荷节点由空心圆表示。

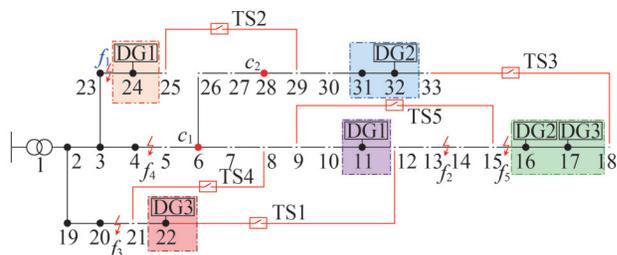


图3 算例1场景初步孤岛划分结果示意图

Fig.3 Schematic diagram of preliminary islanding results in example 1

由于在上述的初步孤岛划分中,所有的一级负荷全部恢复供电,因此继续进行最终孤岛划分,结果如图4所示。

最终孤岛划分和第一次抢修结果如图4和图5所示。由于节点6发生的通信故障即为非关联故障,因此为减少全网负荷恢复时间,在本次抢修完成后可以不进行故障重构,继续抢修。

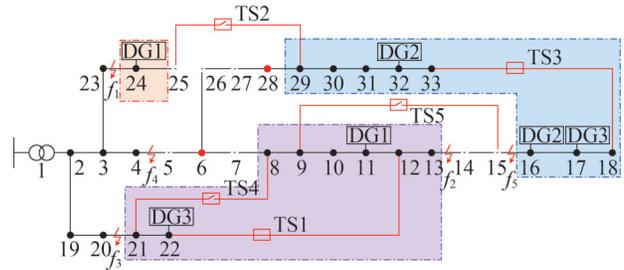


图4 算例1场景最终孤岛划分结果示意图

Fig.4 Schematic diagram of final islanding results in example 1

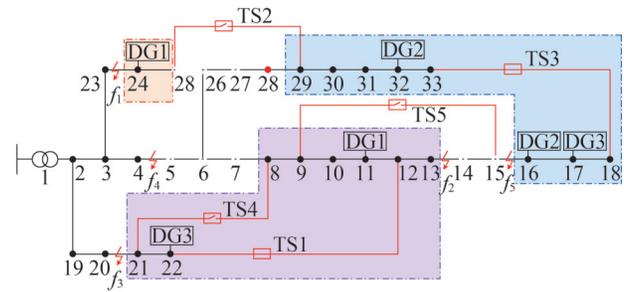


图5 算例1场景第一次抢修结果示意图

Fig.5 Schematic diagram of the first repair result in example 1

第二次和第三次抢修及重构结果如图6和图7所示。在抢修故障支路4—5,即故障 f_4 后,配电网进行最终孤岛划分之后的第二次故障重构。虽然此时仍有4处线路故障和1处通信故障没有得到处理,但整个配电网此时只有节点25和节点28失电。

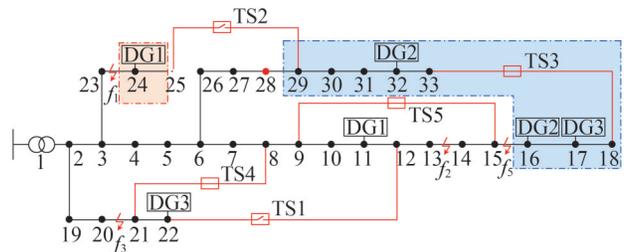


图6 算例1场景第二次抢修及重构结果示意图

Fig.6 Schematic diagram of the results of the second repair and reconstruction in example 1

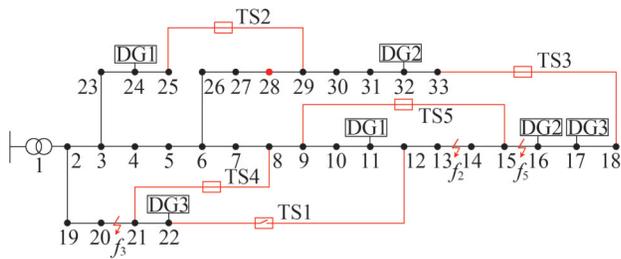


图7 算例1场景第三次抢修及重构结果示意图

Fig.7 Schematic diagram of the results of the third repair and reconstruction in example 1

算例1场景第四次抢修及重构结果如图8所示。由图8可知,虽然此时仍有3处线路故障没有得到处理,但在第四次抢修和重构后,配电网全部负荷恢复供电,后续抢修过程和整体抢修结果如表5所示。

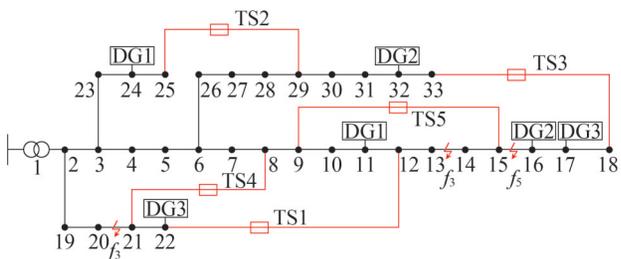


图8 算例1场景第四次抢修及重构结果示意图

Fig.8 Schematic diagram of the results of the fourth repair and reconstruction in example 1

表5 算例1场景配电网故障恢复整体抢修过程

Table 5 Distribution network fault recovery overall repair process in example 1

抢修次数	抢修任务	抢修顺序	抢修时长/h
1	节点6	26—6	1.133
2	线路4—5	6— f_4	2.582
3	线路23—24	f_4 — f_1	2.867
4	节点28	f_1 —28	3.191
5	线路20—21	28— f_3	4.411
6	线路13—14	f_3 — f_2	5.515
7	线路15—16	f_2 — f_5	2.686

由表5可知,从配电网故障发生到全部恢复,总计抢修7次,累计抢修时长为22.385 h。然而由上述分析可知,配电网实际在第四次抢修结束并伴随

重构后即可恢复全部供电,此时累计抢修时长为9.773 h,但因为在抢修的过程中,会伴随阶段性的孤岛划分与重构,因此此时的抢修时长并不等同于配电网故障恢复用时,具体的配电网故障恢复重构过程如表6所示。

表6示的配电网故障重构为到配电网全部负荷恢复供电为止的次数,在后续故障抢修结束后,仍需要阶段性的重构以降低不必要的社会损失。结合表5的抢修过程可知,全网负荷供电恢复总体用时为11.971 h。因此也说明考虑孤岛、抢修与重构的配电网耦合规划模型具有有效性。

表6 算例1场景配电网故障恢复重构过程

Table 6 Distribution network fault recovery and reconstruction process in example 1

配网重构次数	网损/kW	开断支路	开关次数	全网恢复供电量/kW	电压最低值/pu
1	121	7—8、28—29、24—25、TS1、TS3	5	2 310	0.921
2	109	7—8、TS1、TS4、TS5	4	2 940	0.935
3	91	24—25、TS2	2	3 360	0.949
4	85	27—28	1	3 715	0.957

3.2 不同重构算法和抢修策略结果对比

为了说明所提算法和策略存在的优势,在算例中,分别对不同的故障重构算法和故障恢复策略进行对比分析。

1)通过MATLAB生成的故障点 f_1 — f_5 ,同时设置两个实际为开关故障的通信故障 c_1 和 c_2 ,具体如图9所示。

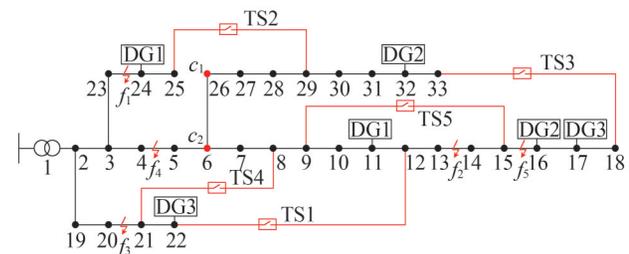


图9 算例2场景故障示意图

Fig.9 Diagram of fault in example 2

采用本文所提算法进行网络重构的结果如图10所示,而采用粒子群优化算法 (particle swarm optimization, PSO)^[27]和遗传算法 (genetic algorithm, GA)^[28]所得到的网络重构结果如图11和表7所示。

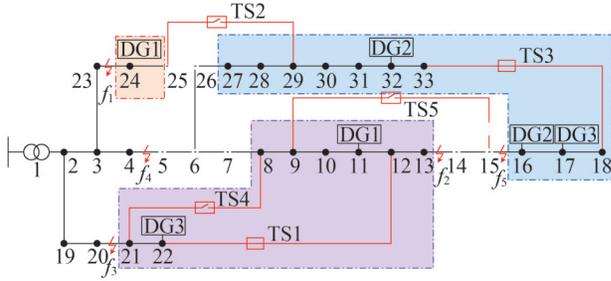


图10 算例2场景故障重构示意图

Fig.10 Diagram of fault reconstruction in example 2

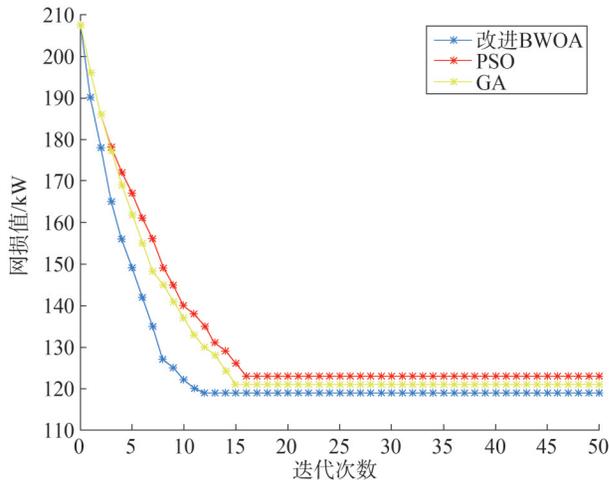


图11 算例2场景算法收敛情况对比

Fig.11 Comparison of algorithm convergence in example 2

表7 算例2场景配电网故障重构算法结果对比

Table 7 Results comparison of distribution network fault reconfiguration algorithms in example 2

重构情况	网损/kW	电压最低值/pu	断开开关
重构前	207.511	0.909	TS1、TS2、TS3 TS4、TS5
重构后 (改进WOA)	119.473	0.926	TS2、TS4、TS5、4—5、7—8、13—14、15—16、20—21、23—24、24—25、26—27
重构后 (PSO)	123.419	0.923	TS2、TS4、TS5、4—5、6—7、12—13、15—16、21—22、23—24、24—25、26—27
重构后 (GA)	121.852	0.921	TS2、TS4、TS5、4—5、6—7、12—13、15—16、21—22、23—24、24—25、26—27

由表7可知,采用本文所提算法,其重构后的网损为119.473 kW,电压最低值为0.926 pu,节点电压的整体值更加稳定。因此,相比较与PSO以及GA算法,采用本文所提算法可以更快收敛到最优解,且在进行网络重构时在降低网损以及提高节点电压方面具有一定优势。

2)通过MATLAB生成的故障点 f_1-f_5 ,同时设置两个实际为开关故障的通信故障 c_1 和 c_2 ,具体如图12所示。

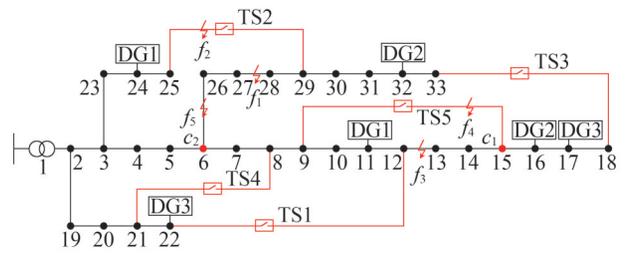


图12 算例2场景混合故障示意图

Fig.12 Diagram of hybrid faults in example 2

最终孤岛划分结果如图13所示。方案一采取静态故障恢复与抢修策略,即只在故障初始阶段进行供电的紧急恢复,而不考虑故障恢复在抢修过程中的阶段性协调优化过程;方案二采取动态故障恢复策略,即考虑故障恢复在抢修过程中的阶段性协调优化过程。

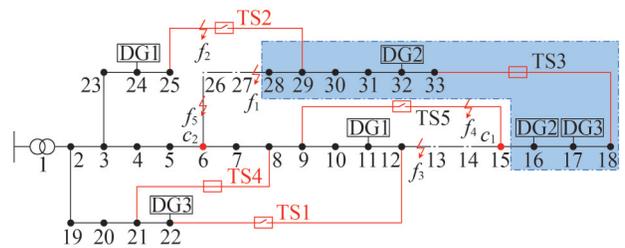


图13 算例2场景最终孤岛划分结果示意图

Fig.13 Schematic diagram of final islanding results in example 2

算例2场景两种配电网故障恢复策略对比如表8所示。由表8可以看出,两种方案的具体结果,抢修顺序都是一致的。而不同的是,在抢修完故障 c_1 之后,由于方案二重新调整了故障恢复与抢修进程,使得在新的孤岛方案中,节点13、节点14、节点15的

负荷被纳入孤岛中进行恢复,而相应地切除了节点28、节点29的负荷。在方案二中抢修故障 c_1 之后重新调整的故障恢复结果如图14所示。

表8 算例2场景两种配电网故障恢复策略对比
Table 8 Comparison of two fault recovery strategies for distribution networks in example 2

恢复方案	抢修顺序	抢修时长/h	全网负荷恢复时间/h	社会经济损失/kWh
方案一	$f_5-c_2-c_1-f_3-f_4-f_1-f_2$	21.027	12.175	1 473.61
方案二	$f_5-c_2-c_1-f_3-f_4-f_1-f_2$	21.027	12.175	1 137.58

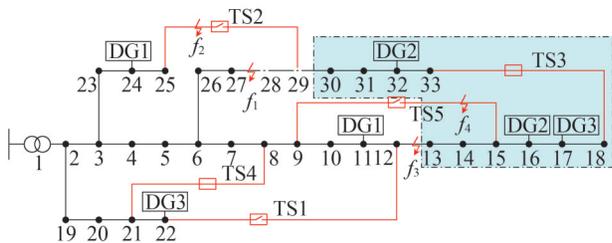


图14 方案二中抢修故障 c_1 后重新调整的故障恢复结果示意图

Fig.14 Schematic diagram of the fault recovery result re-adjusted after repairing fault c_1 in Scheme 2

由上述分析和表8可以看出,在抢修完故障 c_1 之后,与方案一相比,方案二的总体恢复供电量增加了15 kW,这是由于方案二在抢修完故障 c_1 后对故障恢复与抢修进程进行同步更新,得到了新的配电网孤岛划分与重构结果,从而增加了全网恢复供电量,并将综合优先恢复系数更高的节点13、节点15的负荷纳入孤岛中进行恢复,提高了配电网的供电可靠性和故障恢复效率。算例中,由于两种方案的抢修顺序一致,因此抢修时长也是相同的,但方案二中的社会经济损失比方案一少22.8%。由此可知,采取动态的配电网故障恢复与抢修策略,在抢修过程中对故障恢复与抢修方案进行阶段性协调优化,可以使配电网恢复到正常运行状态,增加了全网恢复供电量,降低了经济损失,提高了配电网恢复与抢修效率。

4 结论

提出一种供电能力动态修复下的配电网故障抢修与修复的协调优化方法,建立了一种考虑孤岛、重构与抢修的配电网故障恢复耦合规划模型,通过算例分析,得到以下结论:

1)考虑孤岛、重构与抢修的配电网故障恢复耦合规划模型具有动态恢复能力,可以根据故障情况做出动态修复的最优决策,可以保障配电网可靠、快速地恢复安全运行,利于灾后重建。

2)采用改进的WOA算法进行配电网故障重构,有利于减少开关动作次数并降低网络损耗;

3)采用动态恢复策略进行配电网故障恢复,在抢修过程中对故障恢复与抢修方案进行阶段性协调优化,减少故障造成的社会经济损失。

参考文献

- [1] KIM J Y, SEO J H, BANG I C. Carbon neutrality strategy with small modular reactor-based hybrid energy system: a case study for a small Island and isolated power grid [J]. Energy Conversion and Management, 2024, 301: 118041.
- [2] 赵高帅, 罗涛, 闫大威, 等. 考虑源荷相关性及不确定性的配电网网架规划方法[J]. 浙江电力, 2024, 43(10): 65-74. ZHAO Gaoshuai, LUO Tao, YAN Dawei, et al. A framework planning method for distribution networks considering the source-load correlation and uncertainty [J]. Zhejiang Electric Power, 2024, 43(10): 65-74.
- [3] 盛戈峰, 钱勇, 罗林根, 等. 面向新型电力系统的数字化电力设备关键技术及其发展趋势[J]. 高电压技术, 2023, 49(5): 1765-1778. SHENG Gehao, QIAN Yong, LUO Linggen, et al. Key technologies and development trends of digital power equipment for new type power system [J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(5): 1765-1778.
- [4] 王成山, 李鹏. 分布式发电、微网与智能配电网的发展与挑战 [J]. 电力系统自动化, 2010, 34(2): 10-14. WANG Chengshan, LI Peng. Development and challenges of distributed generation, the micro-grid and smart distribution system [J]. Automation of Electric Power Systems, 2010, 34(2): 10-14.
- [5] 牛耕, 孔力, 周龙, 等. 含分布式电源的配电网的供电恢复技术研究综述[J]. 电工电能新技术, 2017, 36(9): 51-62. NIU Geng, KONG Li, ZHOU Long, et al. Review of power service restoration of distribution network with distributed generation [J]. Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy, 2017,

- 36(9): 51-62.
- [6] ZHU J, GU W, JIANG P, et al. Dynamic island partition for distribution system with renewable energy to decrease customer interruption cost [J]. Journal of Electrical Engineering & Technology, 2017, 12(6): 2146-2156.
- [7] 姚梦,王越.考虑冷负荷冲击影响的电动汽车辅助孤岛复电方法[J].电力系统自动化,2019,43(7): 144-150.
YAO Meng, WANG Yue. Restoration method of electric power supply for isolated island with auxiliary of electric vehicles considering impact of cooling load [J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(7): 144-150.
- [8] 王成山,李鹏,于浩.智能配电网的新形态及其灵活性特征分析与应用[J].电力系统自动化,2018,42(10): 13-21.
WANG Chengshan, LI Peng, YU Hao. Development and characteristic analysis of flexibility in smart distribution network [J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(10): 13-21.
- [9] LI Y, XIAO J X, CHEN C, et al. Service restoration model with mixed-integer second-order cone programming for distribution network with distributed generations [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2019, 10(4): 4138-4150.
- [10] 陈春,吴宜桐,李猛,等.基于网络拓扑有向遍历的配电网故障快速恢复方法[J].电力系统自动化,2021,45(7): 44-52.
CHEN Chun, WU Yitong, LI Meng, et al. Method for fast recovery from distribution network fault based on directed traversal of network topology [J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(7): 44-52.
- [11] HUANG Y X, LI G F, CHEN C, et al. Resilient distribution networks by microgrid formation using deep reinforcement learning [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2022, 13(6): 4918-4930.
- [12] NARA K, SHIOSE A, KITAGAWA M, et al. Implementation of genetic algorithm for distribution systems loss minimum re-configuration [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 1992, 7(3): 1044-1051.
- [13] 王超学,崔杜武,崔颖安,等.使用基于中医思想的蚁群算法求解配电网重构[J].中国电机工程学报,2008,28(7): 13-18.
WANG Chaoxue, CUI Duwu, CUI Ying'an, et al. Distribution network reconfiguration using a novel ant colony system based on traditional Chinese medicine theory [J]. Proceedings of the CSEE, 2008, 28(7): 13-18.
- [14] 彭佳盛,文云峰,梁晓锐,等.基于弹性系数的配电网重构与故障抢修协同优化方法[J/OL].电力系统自动化,1-13[2024-09-25]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/32.1180.TP.20240112.1407.002.html>.
PENG Jiasheng, WEN Yunfeng, LIANG Xiaorui, et al. Resilience coefficient based collaborative optimization method of distribution network reconfiguration and fault repair [J/OL]. Automation of Electric Power Systems, 1-13[2024-09-25]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/32.1180.TP.20240112.1407.002.html>.
- [15] 马瑞,张海波,王建雄,等.考虑负荷时变性的配电网故障抢修恢复策略[J].电力科学与技术学报,2019,34(2): 20-27.
MA Rui, ZHANG Haibo, WANG Jianxiong, et al. Recovery strategy of distribution network fault repair considering time-varying load [J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2019, 34(2): 20-27.
- [16] 姚卓磊,黄文焘,余墨多,等.智能配电网电力-通信灾害故障动态协调恢复方法[J].电力系统自动化,2022,46(19):87-94.
YAO Zhuolei, HUANG Wentao, YU Moduo, et al. Dynamic coordination recovery method for power-communication disaster fault in smart distribution network [J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(19): 87-94.
- [17] 施聚辉,黄晓燕,曹智博,等.基于馈线故障预测的配电网抢修驻点优化选址[J].浙江电力,2023,42(7):86-93.
SHI Juhui, HUANG Xiaoyan, CAO Zhibo, et al. Optimal location of stationing points for distribution network repair based on feeder fault prediction [J]. Zhejiang Electric Power, 2023, 42(7): 86-93.
- [18] 杨楠,刘俊豪,陈道君,等.考虑区域源-荷均衡的电磁环网开环分区方案生成方法研究[J].中国电机工程学报,2021,41(13): 4462-4479.
YANG Nan, LIU Junhao, CHEN Daojun, et al. Research on generation methods of partition scheme of electromagnetic loop network considering regional source-load equilibrium [J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(13): 4462-4479.
- [19] 李尚轩.考虑交通网影响的台风灾后配电网故障抢修决策方法研究[D].南京:南京理工大学,2021.
- [20] 尹媛媛.基于GIS的配电网故障定位及其最佳抢修路径的研究[D].济南:山东大学,2014.
- [21] 孟军.配电网故障抢修关键技术研究及应用[D].南京:东南大学,2019.
- [22] 陈彬,于继来.考虑通信影响的配网恢复力评估及提升措施研究[J].电网技术,2019,43(7): 2314-2320.
CHEN Bin, YU Jilai. Research on resilience assessment and improvement measures of distribution network considering the influence of communication system [J]. Power System Technology, 2019, 43(7): 2314-2320.
- [23] 张尚德,张莲,赵梦琪,等.基于改进鲸鱼算法的配电网层级模型故障区段定位[J].湖南电力,2023,43(1): 1-7.
ZHANG Shangde, ZHANG Lian, ZHAO Mengqi, et al. Fault location of distribution network hierarchical model based on improved whale algorithm [J]. Hunan Electric Power, 2023, 43(1): 1-7.
- [24] 于存威,莫礼平,万润泽.基于莱维飞行和布朗运动的鲸鱼优化算法[J].吉首大学学报(自然科学版),2023,44(2): 24-32.
YU Cunwei, MO Liping, WAN Runze. An improved whale optimization algorithm based on levy flight and Brownian motion [J]. Journal of Jishou University (Natural Sciences Edition), 2023, 44(2): 24-32.

DOI: 10.20097/j.cnki.issn1007-9904.2025.08.004

新型电力系统LFC的时滞相关鲁棒 H_∞ 控制

范春玲, 练红海*, 刘泳志, 贾睿, 李芷阳

(湖南电气职业技术学院, 湖南湘潭 411101)

摘要: 为提高系统鲁棒性并且增强对网络诱导时滞的可容许能力, 提出一种新型电力系统负荷频率控制(load frequency control, LFC)的时滞相关鲁棒 H_∞ 控制设计方法。首先, 基于PI型LFC控制策略, 建立了考虑时滞的新能源并网多区域新型电力系统LFC模型。其次, 使用增广型Lyapunov-Krasovskii (L-K) 泛函和自由矩阵不等式估计技术, 建立了电力系统LFC的时滞相关鲁棒 H_∞ 稳定和镇定条件。最后, 以新能源并网的单区域和三区域LFC系统为例, 验证了所提方法的有效性和优越性。

关键词: 负荷频率控制; 电力系统; 鲁棒控制; 时变时滞

中图分类号: TM71

文献标志码: A

文章编号: 1007-9904(2025)08-0036-09

Delay-dependent Robust H_∞ Control for LFC in Advanced Power Systems

FAN Chunling, LIAN Honghai*, LIU Yongzhi, JIA Rui, LI Zhiyang

(Hunan Electrical College of Technology, Xiangtan 411101, China)

Abstract: A novel delay-dependent robust control H_∞ design method is proposed for load frequency control (LFC) in power systems, aimed at enhancing system robustness and improving tolerance to network-induced delays. Firstly, a PI-type LFC control strategy is employed to establish an LFC model for multi-area power systems that incorporates renewable energy integration while considering time delays. Secondly, using an augmented Lyapunov-Krasovskii (L-K) functional and free matrix inequality estimation techniques, we formulate delay-dependent robust H_∞ stability and stabilization conditions for power system LFC. Finally, the effectiveness and superiority of the proposed method are verified through case studies of one-area and three-area LFC systems with renewable energy integration.

Keywords: LFC; power systems; robust control; time-varying delays

0 引言

负荷频率控制(load frequency control, LFC)是现代电力系统中维持发电侧与负荷侧有功功率平衡的一种常用方法^[1-5]。一方面, 受网络带宽、广播传输等因素限制, 不可避免存在网络诱导时滞, 可能导致系统性能降低甚至系统失衡^[6-8]; 另一方面, 在过去的几十年里, 新能源得到了广泛开发和利用, 但新能源发电具有较强地间歇性和波动性,

并且新能源发电代替传统机组发电会降低系统的惯量^[9-10], 给系统的调频控制带来了巨大的挑战。因此, 设计合适鲁棒LFC控制策略来抑制新能源波动以及网络诱导时滞的影响, 具有重要的科学意义。

鲁棒LFC控制策略的关键在于处理系统性能和时滞大小的关系, 进而分析时滞系统稳定性与控制设计问题。近年来, 许多电力系统LFC的有效控制策略被提出来, 如遗传算法^[11]、比例-积分(proportional-integral, PI)控制策略^[12]和鲁棒控制^[13-21]等。文献[12]提出了比例-积分-微分(proportional-integral-derivative, PID)型LFC系统的时滞相关鲁棒控制方法, 并进行了理论分析和控制器设计, 但在处理时滞和风电波动时, 性能受到限

基金项目: 湖南省自然科学基金项目(2024JJ8012); 湖南省教育厅科学研究项目(23B0947、22C0796); 湖南电气职院科研基金(2025ZK03、2025ZK06)。

Hunan Province National Science Fund (2024JJ8012); Scientific Research Fund of Hunan Provincial Education Department (23B0947、22C0796); Scientific Research Fund of Hunan Electrical College of Technology (2025ZK03、2025ZK06)。

制。文献[11]提出了两种鲁棒分散式LFC设计方法,其中第二种方法使用遗传算法优化PI控制器的参数,结合遗传算法来提高传统控制策略的性能,能够在一定程度上应对系统的不确定性和扰动。文献[13]分析了控制器故障对系统稳定性和 L_2 -Gain性能的影响,并提出了保证系统稳定性和 L_2 -Gain性能的充分条件。在文献[14]中,应用鲁棒 H_∞ 控制方法进行LFC系统的设计,有效提高了系统对风力发电波动、负荷变化以及时滞的鲁棒性并且降低了系统对控制器增益的敏感性,从而简化了控制器的设计过程。此外,文献[15]和[16]基于 μ -synthesis的鲁棒控制方法,考虑了系统模型中结构的不确定性,通过优化控制器设计,提高了系统在多种不确定条件下的控制性能。然而, μ -synthesis方法往往导致控制器阶数较高,增加了实现的复杂性。为了克服这一局限性,文献[17]使用模型重构技术和增广Lyapunov-Krasovskii(L-K)泛函方法,讨论了电力系统LFC的鲁棒时滞相关分析和设计问题,有效提高了设计条件的计算效率,从而降低了控制器参数求解的难度。文献[18]使用鲁棒控制方法进一步讨论了含有电动汽车的电力系统LFC的鲁棒稳定性问题,展示了其在处理复杂动态系统控制问题中的灵活性和有效性。

综上,提出一种新型电力系统LFC的时滞相关鲁棒 H_∞ 控制设计方法,研究电力系统LFC的稳定性问题。其主要贡献如下:1)考虑风电并网和通信时滞的影响,采用PI型控制策略构建了多区域电力系

统LFC闭环模型。2)充分利用系统状态和状态积分的信息,构造了一个改进的增广L-K泛函,并使用自由矩阵不等式技术对L-K泛函导数的积分项进行估计,建立了电力系统LFC的时滞相关鲁棒 H_∞ 稳定条件。3)根据所提稳定条件,将时滞作为设计条件,提出了电力系统LFC鲁棒 H_∞ 镇定条件。最后,以新能源并网的单区域和三区域LFC系统为例,验证了所提方法的有效性和优越性。

1 考虑网络诱导时滞的新型电力系统LFC模型

考虑一个具有多个区域的新型电力系统LFC,每个区域具有相似的结构,如图1所示。

配备PI控制器的新型电力系统LFC第*i*个区域的状态空间模型可描述为^[9]

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{x}}_i(t) = \mathbf{A}_i \mathbf{x}_i(t) - \mathbf{A}_{di} \mathbf{x}_i(t - d_i(t)) + \mathbf{F}_i \boldsymbol{\omega}_i(t) \\ \mathbf{y}_i(t) = \mathbf{C}_{yi} \mathbf{x}_i(t) \\ \mathbf{z}_i(t) = \mathbf{C}_{zi} \mathbf{x}_i(t) \end{cases} \quad (1)$$

式中: $\mathbf{A}_i, \mathbf{A}_{di}, \mathbf{C}_{yi}, \mathbf{F}_i, \mathbf{C}_{zi}$ 均为第*i*个区域动态模型的常量矩阵,满足 $\mathbf{A}_{di} = \mathbf{B}_i \mathbf{K}_i \mathbf{C}_{yi}$,其中 $\mathbf{B}_i, \mathbf{K}_i$ 为第*i*个区域动态模型的常量矩阵,其定义详见文献[9]; $d_i(t)$ 为区域*i*中的传输时滞,满足 $0 \leq d_i(t) \leq \tau_i, \dot{d}_i(t) \leq \mu_i \leq 1$,如果 $\mu_i = 0$,则 $d_i(t)$ 为定常时滞; $\mathbf{x}_i(t), \mathbf{y}_i(t), \mathbf{z}_i(t)$ 和 $\boldsymbol{\omega}_i(t)$ 分别为*t*时刻状态向量、输出向量、被控向量和扰动向量,分别表示为

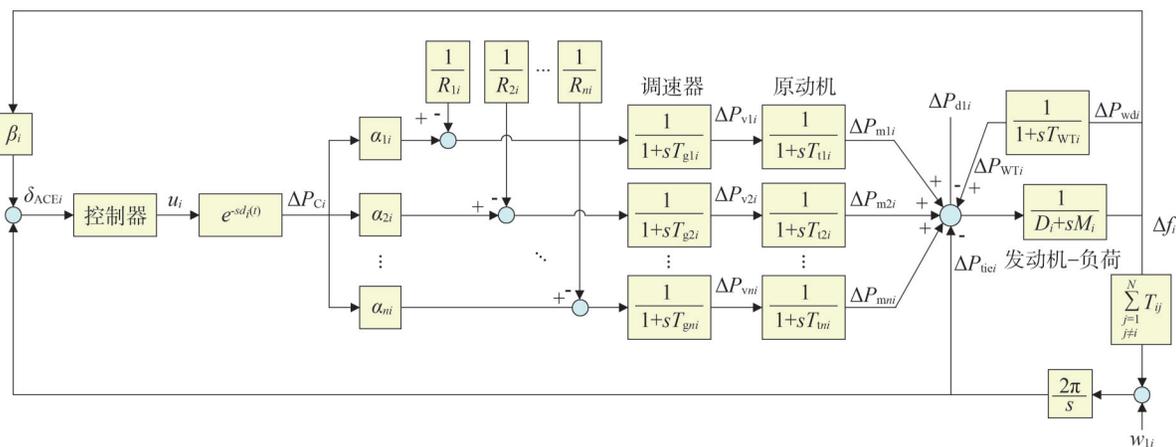


图1 含风电并网的多区域LFC系统区域*i*的结构图

Fig.1 The structural diagram of area *i* in a multi-area LFC system with wind power integration

$$\begin{cases} \mathbf{x}_i(t) = \text{col} \{ \Delta f_i(t), \Delta P_{\text{tie}i}(t), \Delta P_{\text{mli}}(t), \\ \quad \dots, \Delta P_{\text{mni}}(t), \Delta P_{\text{vli}}(t), \dots, \Delta P_{\text{vni}}(t), \\ \quad \Delta P_{\text{WT}i}(t), \delta_{\text{ACE}i}(t) \} \\ \mathbf{y}_i(t) = \text{col} \{ \delta_{\text{ACE}i}(t), \int \delta_{\text{ACE}i}(t) dt \} \\ \mathbf{z}_i(t) = \text{col} \{ \Delta f_i(t), 0.1 \int \delta_{\text{ACE}i}(t) dt \} \\ \boldsymbol{\omega}_i(t) = \text{col} \{ \Delta P_{\text{di}}(t), \sum_{j=1, j \neq i}^N T_{ij} \Delta f_j(t), \Delta P_{\text{w}di}(t) \} \end{cases} \quad (2)$$

式中: $\text{col} \{ \dots \}$ 为列向量; $\Delta f_i(t)$ 、 $\Delta P_{\text{tie}i}(t)$ 和 $\delta_{\text{ACE}i}(t)$ 分别为 t 时刻区域 i 的系统频率偏差、联络线功率交换和区域控制误差; $\Delta P_{\text{vli}}(t)$ 和 $\Delta P_{\text{mli}}(t)$ 分别为 t 时刻区域 i 第 k 个机组的调节阀位置和原动机输出功率; $\Delta P_{\text{di}}(t)$ 、 $\Delta P_{\text{WT}i}(t)$ 和 $\Delta P_{\text{w}di}(t)$ 分别为 t 时刻区域 i 的负载扰动偏差、风电输出功率变化量和风速变化量; T_{ij} 为区域 i 到区域 j 之间的联络线同步系数; $\Delta f_j(t)$ 为区域 j 的频率偏差; $\sum_{j=1, j \neq i}^N T_{ij}$ 为区域 i 到另外 $(N-1)$ 个区域的联络线同步系数之和; N 为区域总数量。

2 时滞相关鲁棒 H_∞ 控制

为推导新型电力系统 LFC 的时滞相关鲁棒 H_∞ 稳定和镇定条件, 首先给出下述定义及引理。

定义 1: 给定标量 γ , 如果系统 1 满足以下两个条件, 则系统 1 是渐近稳定且满足 H_∞ 性能指标 γ 。其中, γ 用于评估系统的 H_∞ 性能, γ 值越小, 表示系统对外部扰动的敏感程度越低, 即系统具有更好的鲁棒性。

条件 1) 对于零向量 $\boldsymbol{\omega}_i(t)$, 系统 1 渐近稳定;

条件 2) 对于任意非零扰动 $\boldsymbol{\omega}_i(t) \in \mathcal{L}_2[0, \infty)$, 在零初始条件下, 满足

$$\int_0^{+\infty} [\mathbf{z}_i^T(t) \mathbf{z}_i(t) - \gamma^2 \boldsymbol{\omega}_i^T(t) \boldsymbol{\omega}_i(t)] dt \leq 0 \quad (3)$$

引理 1: [K 阶自由矩阵不等式]: 对于 $\xi \in \mathcal{R}^m$, $\mathbf{X} \in \mathcal{R}^{n \times n}$ 和正定矩阵 $\mathbf{M} \in \mathcal{R}^{(K+1)n \times m}$, 如果 $\alpha(s)$ 在区间 $[a, b]$ 上连续可导, 则式(4)成立。

$$\begin{aligned} & -\int_a^b \dot{\alpha}^T(s) \mathbf{X} \dot{\alpha}(s) ds \leq \\ & 2\xi^T \mathbf{I}_K^T \mathbf{M} \xi + (b-a) \xi^T \mathbf{M}^T \tilde{\mathbf{X}}^{-1} \mathbf{M} \xi \end{aligned} \quad (4)$$

式中: \mathcal{R}^n 为 n 维欧氏空间; $\mathcal{R}^{n \times m}$ 为 $n \times m$ 阶实矩阵。其余参数定义如下

$$\begin{cases} \zeta_K = \begin{cases} [\boldsymbol{\alpha}^T(b) \quad \boldsymbol{\alpha}^T(a)]^T, & K=0 \\ [\boldsymbol{\alpha}^T(b) \quad \boldsymbol{\alpha}^T(a) \quad \boldsymbol{\Theta}]^T, & K \geq 1 \end{cases} \\ \mathbf{I}_K = [\boldsymbol{\gamma}_K^T(0) \quad \boldsymbol{\gamma}_K^T(1) \quad \dots \quad \boldsymbol{\gamma}_K^T(K)]^T \\ \tilde{\mathbf{X}} = \text{diag} \{ \mathbf{X}, 3\mathbf{X}, \dots, (2K+1)\mathbf{X} \} \\ \boldsymbol{\gamma}_K(j) = \begin{cases} [\mathbf{I} \quad -\mathbf{I}] & , K=0 \\ [\mathbf{I} \quad (-1)^{j+1} \mathbf{I} \quad \boldsymbol{\theta}] & , K \geq 1 \end{cases} \\ \boldsymbol{\theta} = [\boldsymbol{\theta}_{Kj}^0 \mathbf{I} \quad \dots \quad \boldsymbol{\theta}_{Kj}^{K-1} \mathbf{I}] \\ \boldsymbol{\theta}_{Kj}^s = \begin{cases} (2s+1) ((-1)^{j+s} - 1) & , s \leq j \\ 0 & , s > j \end{cases} \\ \boldsymbol{\Theta} = [\boldsymbol{\Theta}_0^T \quad \dots \quad \boldsymbol{\Theta}_{K-1}^T] \\ \boldsymbol{\Theta}_j = \frac{1}{b-a} \int_a^b G_j(s) \boldsymbol{\alpha}(s) ds \\ G_j(s) = (-1)^j \sum_{r=0}^j \varphi_r^j \left(\frac{s-a}{b-a} \right)^r \\ \varphi_r^j = (-1)^r \binom{j}{r} \binom{j+r}{r} \end{cases} \quad (5)$$

式中: \mathbf{I} 为合适维数的单位矩阵。

2.1 时滞相关鲁棒 H_∞ 稳定条件

基于增广 L-K 泛函方法和自由矩阵不等式估计技术, 得到系统 1 的时滞相关鲁棒 H_∞ 稳定性条件如下。

定理 1: 给定标量 $\gamma > 0$, $\tau_i > 0$ 和 μ_i 以及控制器参数 K_i , 若存在合适维数的对称矩阵 $\mathbf{P}_i > \mathbf{E}$, $\mathbf{S}_i > \mathbf{E}$, $\mathbf{Q}_i > \mathbf{E}$, $\mathbf{Z}_i > \mathbf{E}$, $\mathbf{R}_i > \mathbf{E}$ ($> \mathbf{E}$ 表示该矩阵是正定的实矩阵; $< \mathbf{E}$ 表示该矩阵是负定的实矩阵) 和任意矩阵 \mathbf{U}_i , \mathbf{N}_{1i} , \mathbf{N}_{2i} , 使得线性矩阵不等式 (linear matrix inequality, LMI) (6) 和式(7) 成立, 则系统 1 是渐近稳定的, 且满足 H_∞ 性能指标 γ 。

$$\begin{bmatrix} \Phi_i(0) & \Pi_6^T \mathbf{U}_i \mathbf{F}_i & \mathbf{e}_1^T \mathbf{C}_{zi}^T & \tau_i \mathbf{N}_{2i} \\ * & -\gamma^2 \mathbf{I} & \mathbf{E} & \mathbf{E} \\ * & * & -\mathbf{I} & \mathbf{E} \\ * & * & * & -\tau_i \mathbf{R}_{ai} \end{bmatrix} < \mathbf{E} \quad (6)$$

$$\begin{bmatrix} \Phi_i(\tau_i) & \Pi_6^T \mathbf{U}_i \mathbf{F}_i & \mathbf{e}_1^T \mathbf{C}_{zi}^T & \tau_i \mathbf{N}_{1i} \\ * & -\gamma^2 \mathbf{I} & \mathbf{E} & \mathbf{E} \\ * & * & -\mathbf{I} & \mathbf{E} \\ * & * & * & -\tau_i \mathbf{R}_{ai} \end{bmatrix} < \mathbf{E} \quad (7)$$

其中,

$$\begin{aligned}
 \Phi_i(d_i(t)) &= \text{sym} \{ \mathbf{II}_1^T \mathbf{P}_i \mathbf{II}_2(d_i(t)) + \mathbf{N}_{1i} \mathbf{II}_3 + \\
 &\quad \mathbf{II}_6^T \mathbf{U}_i \mathbf{F}_i + \mathbf{II}_9^T \mathbf{Z}_i \mathbf{II}_{10} d_i(t) + \mathbf{N}_{2i} \mathbf{II}_4 \} + \\
 &\quad \mathbf{II}_7^T \mathbf{Z}_i \mathbf{II}_7 - (1 - \mu_i) (\mathbf{II}_8^T d_i(t) \mathbf{Z}_i \mathbf{II}_8 d_i(t)) + \\
 &\quad \mathbf{e}_1^T (\mathbf{Q}_i + \mathbf{S}_i) \mathbf{e}_1 - (1 - \mu_i) \mathbf{e}_2^T \mathbf{Q}_i \mathbf{e}_2 - \\
 &\quad \mathbf{e}_3^T \mathbf{S}_i \mathbf{e}_3 + \tau \mathbf{e}_8^T \mathbf{R}_i \mathbf{e}_8 \\
 \mathbf{II}_1 &= \text{col} \{ \mathbf{e}_8, \mathbf{e}_1 - (1 - \mu_i) \mathbf{e}_2, \mathbf{e}_1 - \mathbf{e}_3 \} \\
 \mathbf{II}_2(d_i(t)) &= \text{col} \{ \mathbf{e}_1, d_i(t) \mathbf{e}_4, (\tau_i - d_i(t)) \mathbf{e}_5 \} \\
 \mathbf{II}_3 &= \text{col} \{ \mathbf{e}_1 - \mathbf{e}_2, \mathbf{e}_1 + \mathbf{e}_2 - 2\mathbf{e}_4, \\
 &\quad \mathbf{e}_1 - \mathbf{e}_2 + 6\mathbf{e}_4 - 12\mathbf{e}_6 \} \\
 \mathbf{II}_4 &= \text{col} \{ \mathbf{e}_2 - \mathbf{e}_3, \mathbf{e}_2 + \mathbf{e}_3 - 2\mathbf{e}_5, \\
 &\quad \mathbf{e}_2 - \mathbf{e}_3 + 6\mathbf{e}_5 - 12\mathbf{e}_7 \} \\
 \mathbf{II}_5 &= \text{col} \{ \mathbf{II}_3, \mathbf{II}_4 \} \\
 \mathbf{II}_6 &= \text{col} \{ \mathbf{e}_1, \mathbf{e}_2, \mathbf{e}_8 \} \\
 \mathbf{II}_7 &= \text{col} \{ \mathbf{e}_1, \mathbf{E}, \mathbf{E} \} \\
 \mathbf{II}_8 d_i(t) &= \text{col} \{ \mathbf{e}_2, \mathbf{e}_1 - \mathbf{e}_2, d_i(t) \mathbf{e}_4 \} \\
 \mathbf{II}_9 &= \text{col} \{ \mathbf{E}, \mathbf{e}_8, \mathbf{e}_1 \} \\
 \mathbf{II}_{10} d_i(t) &= \text{col} \{ \mathbf{e}_4, \mathbf{e}_1 - \mathbf{e}_4, d_i(t) \mathbf{e}_6 \} \\
 \mathbf{R}_{ai} &= \text{diag}(\mathbf{R}_i, 3\mathbf{R}_i, 5\mathbf{R}_i) \\
 \mathbf{F}_i &= \mathbf{A}_i \mathbf{e}_1 - \mathbf{B}_i \mathbf{K}_i \mathbf{C}_{yi} \mathbf{e}_2 - \mathbf{e}_8 \\
 \mathbf{e}_i &= [\mathbf{E}_{n \times (\iota-1)n} \quad \mathbf{I} \quad \mathbf{E}_{n \times (8-\iota)n}]^T, \iota = 1, 2, \dots, 8
 \end{aligned} \tag{8}$$

式中: \mathbf{E} 分别为合适维数的零矩阵;“*”为矩阵中的对称项; $\text{diag}\{\dots\}$ 表示块对角矩阵; $\text{sym}(\cdot)$ 为矩阵函数,定义为 $\text{sym}(\mathbf{A}) = \mathbf{A} + \mathbf{A}^T$ 。

证明1:选择增广L-K泛函如式(9)所示。

$$\begin{aligned}
 V_i(t) &= \begin{bmatrix} \mathbf{x}_i(t) \\ \int_{t-d_i(t)}^t \mathbf{x}_i(s) ds \\ \int_{t-\tau_i}^t \mathbf{x}_i(s) ds \end{bmatrix}^T \mathbf{P}_i \begin{bmatrix} \mathbf{x}_i(t) \\ \int_{t-d_i(t)}^t \mathbf{x}_i(s) ds \\ \int_{t-\tau_i}^t \mathbf{x}_i(s) ds \end{bmatrix} + \\
 &\quad \int_{t-d_i(t)}^t \mathbf{x}_i^T(s) \mathbf{Q}_i \mathbf{x}_i(s) ds + \\
 &\quad \int_{t-\tau_i}^t \mathbf{x}_i^T(s) \mathbf{S}_i \mathbf{x}_i(s) ds + \\
 &\quad \int_{t-d_i(t)}^t \boldsymbol{\eta}_i^T(t, s) \mathbf{Z}_i \boldsymbol{\eta}_i(t, s) ds + \\
 &\quad \int_{t-\tau_i}^t \int_0^t \dot{\mathbf{x}}_i^T(s) \mathbf{R}_i \dot{\mathbf{x}}_i(s) ds d\theta
 \end{aligned} \tag{9}$$

其中,

$$\begin{cases} \boldsymbol{\eta}_i(t, s) = \text{col} \{ \mathbf{x}_i(s), \mathbf{x}_{is}, \int_s^t \mathbf{x}_i(r) dr \} \\ \mathbf{x}_{is} = \mathbf{x}_i(t) - \mathbf{x}_i(s) \end{cases} \tag{10}$$

$V_i(t)$ 沿着系统1的轨迹对时间 t 求导,可得

$$\dot{V}_i(t) \leq \boldsymbol{\xi}_i^T(t) \Phi_i(d_i(t)) \boldsymbol{\xi}_i(t) + J_i(t) \tag{11}$$

其中,

$$\begin{cases} \boldsymbol{\xi}_i(t) = \text{col} \{ \mathbf{v}_{1-3i}(t), \mathbf{v}_{4-5i}(t), \dot{\mathbf{x}}_i(t) \} \\ \mathbf{v}_{1-3i}(t) = [\mathbf{v}_{1i}^T(t) \quad \mathbf{v}_{2i}^T(t) \quad \mathbf{v}_{3i}^T(t)]^T \\ \mathbf{v}_{4-5i}(t) = [\mathbf{v}_{4i}^T(t) \quad \mathbf{v}_{5i}^T(t)]^T \\ \mathbf{v}_{1i}(t) = [\mathbf{x}_i^T(t) \quad \mathbf{x}_i^T(t-d_i(t)) \quad \mathbf{x}_i^T(t-\tau_i)]^T \\ \mathbf{v}_{2i}(t) = \int_{t-d_i(t)}^t \frac{\mathbf{x}_i(s)}{d_i(t)} ds \\ \mathbf{v}_{3i}(t) = \int_{t-\tau_i}^{t-d_i(t)} \frac{\mathbf{x}_i(s)}{\tau_i - d_i(t)} ds \\ \mathbf{v}_{4i}(t) = \int_{t-d_i(t)}^t \int_0^t \frac{\mathbf{x}_i(s)}{d_i^2(t)} ds d\theta \\ \mathbf{v}_{5i}(t) = \int_{t-\tau_i}^{t-d_i(t)} \int_0^t \frac{\mathbf{x}_i(s)}{(\tau_i - d_i(t))^2} ds d\theta \end{cases} \tag{12}$$

使用引理1中的自由矩阵不等式($N=2$),对二次型积分项 $J_i(t)$ 进行估计,可得

$$J_i(t) \leq \boldsymbol{\xi}_i^T(t) [\text{sym} \{ \mathbf{N}_{1i} \mathbf{II}_3 + \mathbf{N}_{2i} \mathbf{II}_4 \} + \boldsymbol{\theta}_{1i}(d_i(t)) + \boldsymbol{\theta}_{2i}(d_i(t))] \boldsymbol{\xi}_i(t) \tag{13}$$

其中,

$$\begin{cases} \boldsymbol{\theta}_{1i}(d_i(t)) = d_i(t) \mathbf{N}_{1i} \mathbf{R}_{ai}^{-1} \mathbf{N}_{1i}^T \\ \boldsymbol{\theta}_{2i}(d_i(t)) = (\tau_i - d_i(t)) \mathbf{N}_{2i} \mathbf{R}_{ai}^{-1} \mathbf{N}_{2i}^T \end{cases} \tag{14}$$

对任意合适维数的矩阵 \mathbf{U}_i ,式(15)所示零等式恒成立。

$$\begin{aligned}
 0 &= 2[\mathbf{x}_i^T(t), \mathbf{x}_i^T(t-d_i(t)), \dot{\mathbf{x}}_i^T(t)] \mathbf{U}_i [\mathbf{A}_i \mathbf{x}_i(t) - \\
 &\quad \mathbf{B}_i \mathbf{K}_i \mathbf{C}_{yi} \mathbf{x}_i(t-d_i(t)) + \mathbf{F}_i \boldsymbol{\omega}_i(t) - \dot{\mathbf{x}}_i(t)] \\
 &= 2\boldsymbol{\xi}_i^T(t) [\mathbf{II}_6^T \mathbf{U}_i \mathbf{F}_i \boldsymbol{\xi}_i(t) + \mathbf{II}_6^T \mathbf{U}_i \mathbf{F}_i \boldsymbol{\omega}_i(t)]
 \end{aligned} \tag{15}$$

对式(11)一式(15)进行整理,可得

$$\begin{aligned}
 \dot{V}_i(t) + \mathbf{z}_i^T(t) \mathbf{z}_i(t) - \gamma^2 \boldsymbol{\omega}_i^T(t) \boldsymbol{\omega}_i(t) &\leq \\
 \begin{bmatrix} \boldsymbol{\xi}_i(t) \\ \boldsymbol{\omega}_i(t) \end{bmatrix}^T &\begin{bmatrix} \boldsymbol{\Psi}_i(d_i(t)) & * \\ (\mathbf{II}_6^T \mathbf{U}_i \mathbf{F}_i)^T & -\gamma^2 \mathbf{I} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \boldsymbol{\xi}_i(t) \\ \boldsymbol{\omega}_i(t) \end{bmatrix}
 \end{aligned} \tag{16}$$

式中,

$$\boldsymbol{\Psi}_i(d_i(t)) = \Phi_i(d_i(t)) + \mathbf{e}_1^T \mathbf{C}_{zi}^T \mathbf{C}_{zi} \mathbf{e}_1 + \boldsymbol{\theta}_i(d_i(t)) \tag{17}$$

根据Schur补引理,若式(6)和式(7)成立,则有

$$\dot{V}_i(t) + \mathbf{z}_i^T(t) \mathbf{z}_i(t) - \gamma^2 \boldsymbol{\omega}_i^T(t) \boldsymbol{\omega}_i(t) < 0 \tag{18}$$

不等式(18)在区间 $[0, \infty)$ 上积分,可得

$$\begin{aligned}
 V_i(\infty) - V_i(0) + \int_0^\infty \mathbf{z}_i^T(t) \mathbf{z}_i(t) dt - \\
 \gamma^2 \int_0^\infty \boldsymbol{\omega}_i^T(t) \boldsymbol{\omega}_i(t) dt < 0
 \end{aligned} \tag{19}$$

由于 $V_i(\infty) \geq 0, V_i(0) = 0$,可得

$$\int_0^\infty z_i^T(t) z_i(t) dt - \gamma^2 \int_0^\infty \omega_i^T(t) \omega_i(t) dt < 0 \quad (20)$$

由式(20)可知,满足定义1,因此,系统1是在 H_∞ 性能指标 γ 下是渐近稳定的,证毕。

2.2 时滞相关鲁棒 H_∞ 镇定条件

定理1提供了一个基于LMI的稳定条件,对于给定控制器增益 K_i ,可通过LMI工具箱求解式(6)和式(7)来判定系统的稳定性。但在控制器增益 K_i 未知的情形下,由于 K_i 与自由矩阵 H_i 的耦合是一个非线性项,无法直接使用LMI工具箱对式(6)和式(7)求解来获得控制器增益 K_i 。因此,结合定理1,给出下述电力系统LFC的时滞相关鲁棒镇定条件。

定理2:给定标量 $\gamma > 0, \tau_i > 0$ 和 μ_i 以及控制器参数 K_i ,若存在合适维数的对称矩阵 $\bar{P}_i > E, \bar{S}_i > E, \bar{Q}_i > E, \bar{Z}_i > E, \bar{R}_i > E$ 和任意矩阵 $V_i, \bar{N}_{1i}, \bar{N}_{2i}$,使如式(21)和式(22)所示LMI成立。

$$\begin{bmatrix} \bar{\Phi}_i(0) & \Pi_6^T \Sigma F_i & e_1^T \hat{H}_i^T C_{zi}^T & \tau_i \bar{N}_{2i} \\ * & -\gamma^2 I & E & E \\ * & * & -I & E \\ * & * & * & -\tau_i \bar{R}_{ai} \end{bmatrix} < E \quad (21)$$

$$\begin{bmatrix} \bar{\Phi}_i(\tau_i) & \Pi_6^T \Sigma F_i & e_1^T \hat{H}_i^T C_{zi}^T & \tau_i \bar{N}_{1i} \\ * & -\gamma^2 I & E & E \\ * & * & -I & E \\ * & * & * & -\tau_i \bar{R}_{ai} \end{bmatrix} < E \quad (22)$$

其中

$$\left\{ \begin{aligned} \bar{\Phi}_i(d_i(t)) = & \text{sym} \{ \Pi_1^T \bar{P}_i \Pi_2(d_i(t)) + \Pi_6^T \Sigma \bar{F}_i \} + \\ & \text{sym} \{ \Pi_9^T \bar{Z}_i \Pi_{10} + \bar{N}_{1i} \Pi_3 + \bar{N}_{2i} \Pi_4 \} + \\ & \Pi_7^T \bar{Z}_i \Pi_7 - (1 - \mu_i)(\Pi_8^T \bar{Z}_i \Pi_8) + \\ & e_1^T (\bar{Q}_i + \bar{S}_i) e_1 - (1 - \mu_i) e_2^T \bar{Q}_i e_2 - \\ & e_3^T \bar{S}_i e_3 + \tau_i e_8^T \bar{R}_i e_8 \end{aligned} \right. \quad (23)$$

$$\bar{F}_i = A_i \hat{H}_i^T e_1 - B_i V_i e_2 - \hat{H}_i^T e_8$$

$$\bar{R}_{ai} = \text{diag}(\bar{R}_i, 3\bar{R}_i, 5\bar{R}_i)$$

$$\Sigma = [I \quad \varepsilon_1 I \quad \varepsilon_2 I]^T$$

其中, $\Pi_k (k = 1, 2, \dots, 6)$ 的定义见定理1。此时,对于任意非零扰动 $\omega_i(t) \in \mathcal{L}_2[0, \infty)$,时变时滞LFC系统1是渐近稳定的并且满足 H_∞ 性能指标 γ ,其中,控制器增益 K_i 可由式(24)获得。

$$K_i = V \hat{H}_i^{-T} C_{yi}^T (C_{yi} C_{yi}^T)^{-1} \quad (24)$$

证明2:定义 $\hat{\rho}_{ni} = \text{diag} \{ \underbrace{\hat{H}_i, \dots, \hat{H}_i}_n \}, U_i =$

$[H_i^T \quad \varepsilon_1 H_i^T \quad \varepsilon_2 H_i^T]^T, \Xi_i = \text{diag} \{ \hat{\rho}_8^T, I, I, \hat{\rho}_3^T \}, \bar{P}_i = \hat{\rho}_3^T P_i \hat{\rho}_3, V_i = K_i C_{yi} \hat{H}_i^T, \hat{H}_i = H_i^{-1}, \bar{Q}_i = \hat{H}_i^T Q_i \hat{H}_i, \bar{S}_i = \hat{H}_i^T S_i \hat{H}_i, \bar{R}_i = \hat{H}_i^T R_i \hat{H}_i, \bar{N}_{1i} = \hat{\rho}_8^T N_{1i} \hat{\rho}_3, \bar{N}_{2i} = \hat{\rho}_8^T N_{2i} \hat{\rho}_3, \bar{Z}_i = \hat{\rho}_3^T Z_i \hat{\rho}_3$ 。通过对式(6)和式(7)分别左乘 Ξ_i 和右乘 Ξ_i^T ,可得式(21)和式(22)。

3 算例分析

以新能源并网的单区域电力系统LFC和三区域电力系统LFC为案例,说明所提方法的有效性和优越性。

3.1 单区域LFC系统

单区域电力系统LFC的参数见表1^[9]。选择 $K = [K_p, K_i] = [0.05, 0.1]$ 以及不同 τ ,基于定理1以及文献[9]和[22]的方法,得到系统的最小 H_∞ 性能指标 γ_{\min} 列于表2。

表1 单区域电力系统LFC的参数

T_i/s	T_g/s	R	D	β	M	T_{WTi}
0.3	0.08	2.4	0.008 3	0.42	0.1667	1.5

表2 在 $K = [0.05, 0.1]$ 和不同 τ 下的系统最小 H_∞ 指标 γ_{\min}
Table 2 The minimum H_∞ performance index γ_{\min} of the system under $K = [0.05, 0.1]$ and different τ

τ	文献[22]	文献[9]	定理1
1	22.16	4.13	3.77
2	23.76	4.43	3.81
5	71.79	7.88	3.93
7	—	23.01	4.13
12	—	—	5.73
15	—	—	7.50

由表2可见,随着时滞上界 τ 增大,性能指标 γ_{\min} 也随之增加,说明随着时变时滞增大,系统对外部扰动噪声的抑制水平下降。另外,由表2可见,定理1得到的结果 γ_{\min} 相比于文献[9]和[22]更小,说明定理1具有更低的保守性,展示了所提方法的优越性。

假设在 $t > 0$ 时出现阶跃负荷扰动和风电波动,即 $\Delta P_d = 0.01 \text{ pu}, \Delta P_{wd} = -0.01 \text{ pu}$,设 $K = [0.05, 0.1]$,得到不同时滞条件下系统的频率响应曲线如图2所

示。由图2可见,随着设定的时滞值逐渐增大,系统性能逐渐变差。特别地,当时滞由12 s增加到15 s时,系统性能下降较快,与定理1计算得到结果 γ_{\min} 是一致的,即时滞由12 s增加到15 s时, γ_{\min} 由5.73急剧增加到7.50,展示了所提方法的有效性。

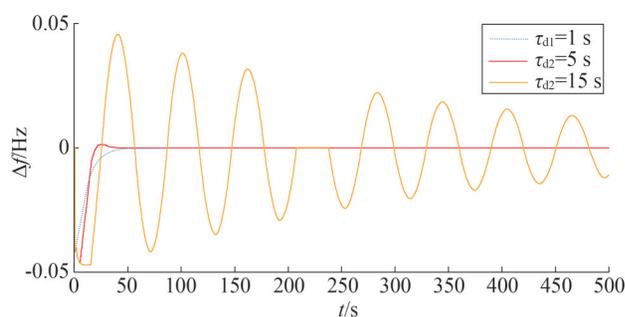


图2 不同时滞条件下单区域电力系统的频率响应曲线
Fig.2 Frequency response curves of a one-area power system under different time delay

设 $\varepsilon_1 = 2.03, \varepsilon_2 = 0$ 和 $\gamma = 5.5$,使用定理2计算得到的单区域电力系统LFC的控制器参数(命名为 K_3)和最大可容忍的时滞上界列于表3,其中,为了比较,文献[22]和[23]中所得的控制器参数(分别命名为 K_1 和 K_2)以及相应的时滞上界列于表3。由表3可见,在相同的鲁棒性能指标 γ 下,本文所设计的控制器参数 K_3 与 K_1 和 K_2 相比,能在保证系统稳定和满足一定鲁棒性能的条件下,容忍一个更大的时滞。说明所设计的控制器 K_3 对时变时滞具有更好的鲁棒性,进一步说明了所提方法的优越性。

表3 当 $\gamma = 5.5$ 时,对应的控制器参数和可容许的最大时滞
Table 3 Corresponding controller parameters and maximum allowable delay when $\gamma = 5.5$

控制器参数	$[K_p, K_I]$	τ
K_1	[0.046 0, 0.236 6]	3.791 1
K_2	[0.062 2, 0.172 3]	4.775 3
K_3	[0.015 7, 0.029 2]	10.847 2

接下来,通过simulink仿真验证上述的分析结果。假设在 $t > 0$ 时,出现阶跃负荷扰动和风电波动,即 $\Delta P_d = 0.01 \text{ pu}, \Delta P_{wd} = -0.01 \text{ pu}$,选择 $\tau \in [0, 12 \text{ s}]$,在不同的控制器(K_1, K_2, K_3)条件下,其系统的频率

响应曲线如图3所示。由图3可见,在较大的时滞($\tau = 12 \text{ s}$)条件下,系统在遭受阶跃负荷扰动后,控制器 K_1 和 K_2 无法使系统镇定,而本文设计的控制器 K_3 仍然能有效地保持系统的稳定运行,这说明相比 K_1 和 K_2 ,控制器 K_3 对负荷扰动和时滞具有更好的鲁棒性,验证了所提方法的优越性。

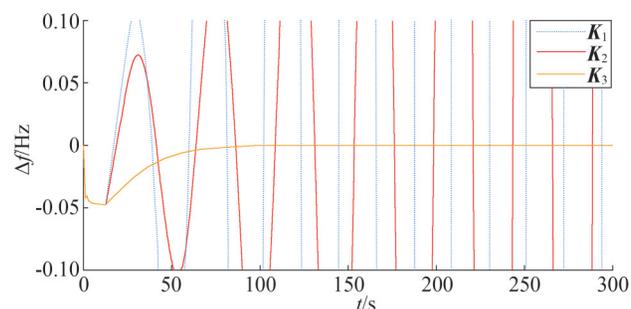


图3 控制器 K_1, K_2, K_3 下单区域电力系统的频率响应曲线
Fig.3 Frequency response curves of a one-area power system using controllers K_1, K_2, K_3

3.2 三区域LFC系统

为方便分析,假设每个控制区域都由三个等效的发电机组组成,相关参数如表4所示^[24],其中 $T_{wTi} = 1.5 \text{ s}$ 。

表4 三区域电力系统LFC的参数
Table 4 Parameters of three-area power system LFC

区域	机组	T_i/s	T_g/s	R	α	D	β	M/s
1	1	0.40	0.08	3.00	0.4	0.015	0.348 3	0.166 7
	2	0.36	0.06	3.00	0.4	0.014	0.348 0	0.120 0
	3	0.42	0.07	3.30	0.2	0.015	0.318 0	0.200 0
2	1	0.44	0.06	2.73	0.6	0.016	0.382 7	0.201 7
	2	0.32	0.06	2.67	0	0.014	0.389 0	0.150 0
	3	0.40	0.08	2.50	0.4	0.014	0.414 0	0.196 0
3	1	0.30	0.07	2.82	0	0.015	0.369 2	0.124 7
	2	0.40	0.07	3.00	0.5	0.016	0.349 2	0.166 7
	3	0.41	0.08	2.94	0.5	0.015	0.355 0	0.187 0

$T_{12} = 0.2, T_{13} = 0.25, T_{23} = 0.12$

设 $\varepsilon_1 = 2.03, \varepsilon_2 = 0$ 和 $\tau = 10 \text{ s}$,使用定理2计算得到的三区域电力系统LFC的控制器参数(命名为 K_7)列于表5,为了比较,文献[11],[25]和[24]中所得的控制器参数(分别命名为 K_4, K_5 和 K_6)列于表5。

表5 当 $\tau=10$ s时,不同方法获得的控制器增益
Table 5 The controller gains obtained by the different methods when $\tau=10$ s

控制器参数	区域	参数
K_4	1	[3.27E-4, 0.333 4]
	2	[6.96E-4, 0.343 5]
	3	[1.60E-4, 0.339 8]
K_5	1	[-0.025 0, 0.188 8]
	2	[-0.039 6, 0.252 0]
	3	[-0.030 8, 0.275 3]
K_6	1	[-0.066 9, 0.061 5, 0.031 1]
	2	[-0.030 5, 0.088 5, 0.032 5]
	3	[-0.070 4, 0.068 8, 0.030 2]
K_7	1	[0.004 6, 0.021 0]
	2	[0.003 2, 0.028 2]
	3	[0.002 3, 0.012 8]

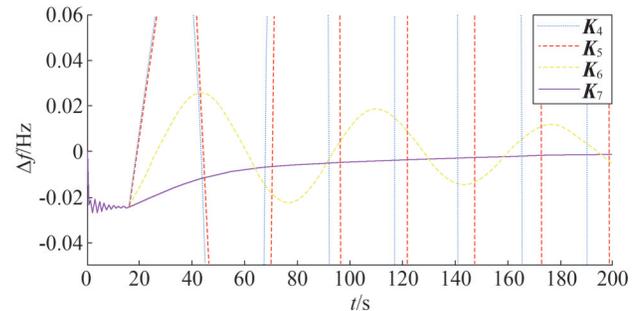
1) 阶跃负荷扰动和风电波动。

假设在 $t > 0$ 时出现阶跃负荷扰动和风电波动,即阶跃负荷扰动 $\Delta P_{d1} = -0.05$ pu, $\Delta P_{d2} = 0.02$ pu 和 $\Delta P_{d3} = 0.06$ pu 以及风电波动 $\Delta P_{wd1} = 0.03$ pu, $\Delta P_{wd2} = -0.06$ pu 和 $\Delta P_{wd3} = -0.02$ pu, 分别选择 $\tau \in [0, 15$ s], $\tau \in [0, 30$ s]在不同的控制器(K_4, K_5, K_6, K_7)条件下, LFC系统区域2的频率响应曲线如图4所示。在相同时滞条件下,三区域的频率响应曲线大致相同,为了简化分析,取区域2的频率响应曲线进行分析。由图4可见,在时滞($\tau = 15$ s)条件下,系统在遭受阶跃负荷扰动和风电波动后,控制器 K_4 和 K_5 无法维持系统镇定运行,而控制器 K_6 和 K_7 仍能保持;随着时滞的不断增大,当增加到时滞($\tau = 30$ s),控制器 K_6 也无法使系统镇定,而本文设计的控制器 K_7 仍能保持。这说明相比 K_4, K_5 和 K_6 ,控制器 K_7 对扰动和时滞具有更好的鲁棒性,验证了所提方法的优越性。

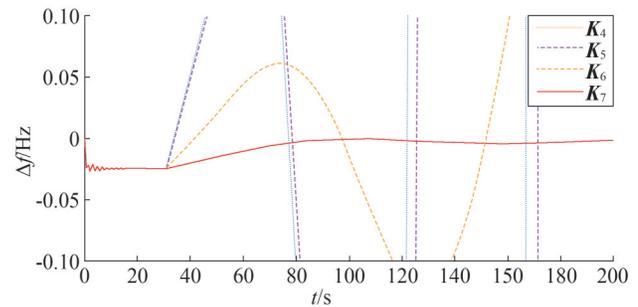
2) 随机负荷扰动和风电波动。

在实际情况中,随机负荷扰动和风电波动多为小信号形式。针对这种情况,假设在 $t > 0$ 时出现随机负荷扰动和风电波动,其随机负荷扰动和风电波动随时间变化曲线如图5所示,分别选择 $\tau \in [0, 15$ s]和 $\tau \in [0, 30$ s],在不同的控制器(K_4, K_5, K_6, K_7)条件下, LFC系统区域2的频率响应曲线如图6所示。由图6可见,与阶跃负荷扰动和风电波动情况下的频率偏差响应曲线类似,随着时滞的增大,控制器 K_7 的性能基本保持不变,当增大到 $\tau = 30$ s时,配备控

制器 K_4, K_5 和 K_6 的系统在遭受随机负荷扰动和风电波动后,无法使系统镇定。进一步验证了本文设计的控制器 K_7 对扰动和时滞具有更好的鲁棒性。



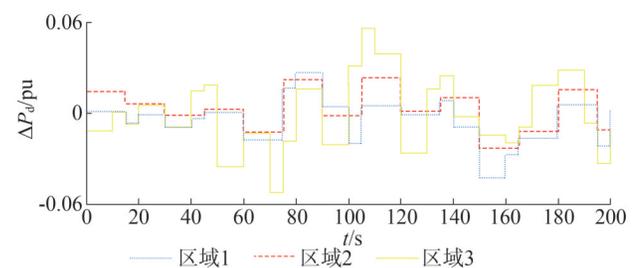
(a) $\tau=15$ s



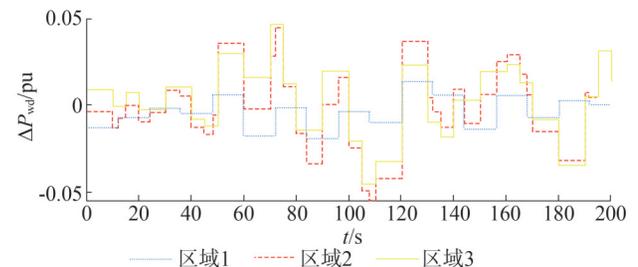
(b) $\tau=30$ s

图4 控制器 K_4, K_5, K_6, K_7 下电力系统区域2的频率响应曲线

Fig.4 Frequency response curves of power system area 2 using controllers K_4, K_5, K_6, K_7



(a) 随机负荷扰动



(b) 随机风电波动

图5 随机负荷扰动和风电波动随时间变化曲线
Fig.5 Curves of random load disturbance and wind power fluctuation

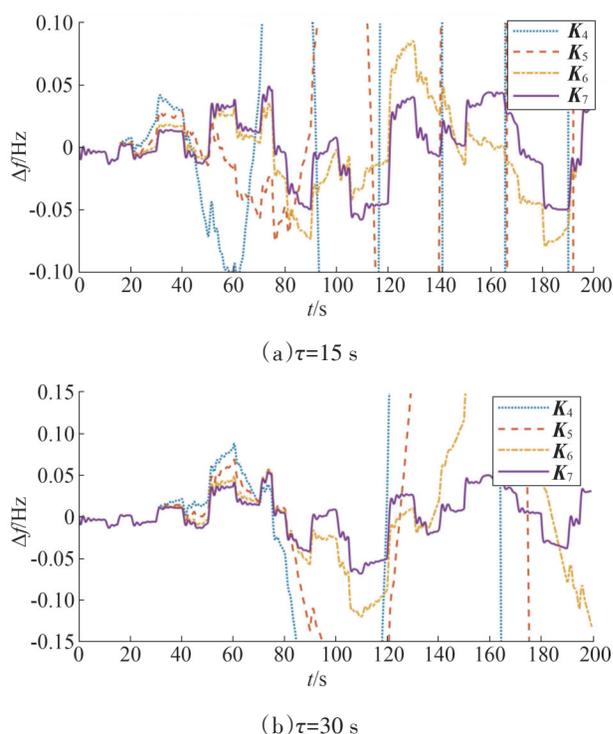


图6 控制器 K_4, K_5, K_6, K_7 下LFC区域2的频率响应曲线
Fig.6 Frequency response curves of LFC area 2
using controllers K_4, K_5, K_6, K_7

4 结束语

提出了新型电力系统LFC的时滞相关鲁棒控制设计方法,有效抑制了配备有风力发电的时变时滞LFC系统的频率波动。首先,基于PI型分散LFC控制策略,建立了考虑时滞的风电并网多区域电力系统分散LFC模型。其次,结合L-K泛函方法和 H_∞ 控制理论,提出了系统的时滞相关鲁棒 H_∞ 稳定准则和鲁棒 H_∞ 控制器设计方法。最后,以风电并网的单区域和三区域LFC系统作为算例进行研究,结果表明所设计的时滞相关鲁棒 H_∞ LFC控制器对时变时滞、风电波动和负荷扰动均具有较好的鲁棒性。然而在实际情况下,数据传输时滞的大小往往是随机变化。因此,在未来的研究中,可以考虑采样或离散时滞形式。

参考文献

[1] WANG W M, ZENG H B, LIANG J M, et al. Sampled-data-based load frequency control for power systems considering time delays [J]. Journal of the Franklin Institute, 2025, 362(2): 107477.
[2] DING J, WANG J, SHI K B, et al. T-S fuzzy sampled-data LFC scheme for wind power system via improved trapezoidal algorithm

[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2024, 22: 6797-6808.
[3] CHEN C Y, FAN C L, LIAN H H, et al. Delay-dependent stability analysis for load frequency control systems with time-varying delays [J]. Journal of the Franklin Institute, 2024, 361 (11): 106927.
[4] 曾红兵, 刘晓桂, 肖会芹, 等. 基于PID负荷频率控制的电力系统时滞相关鲁棒稳定性分析[J]. 电测与仪表, 2019, 56(23): 112-118.
ZENG Hongbing, LIU Xiaogui, XIAO Huiqin, et al. Delay-dependent robust stability of power system with PID load frequency control [J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2019, 56 (23): 112-118.
[5] FAN C L, CHEN C Y, ZHOU S W, et al. Stability analysis of load frequency control system with time-varying delays [C] // 2023 China Automation Congress (CAC). IEEE, 2023: 4291-4296.
[6] YANG F S, HE J, PAN Q. Further improvement on delay-dependent load frequency control of power systems via truncated B-L inequality [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2018, 33 (5): 5062-5071.
[7] 李谟发, 张志文, 练红海, 等. 基于采样PI的时滞电力系统负荷频率控制[J]. 湖南大学学报(自然科学版), 2022, 49(12): 156-166.
LI Mofa, ZHANG Zhiwen, LIAN Honghai, et al. Load frequency control of time-delay power system based on sampling PI [J]. Journal of Hunan University (Natural Sciences), 2022, 49(12): 156-166.
[8] 练红海, 覃事刚, 肖仲平, 等. 考虑通信时滞和采样周期的电力系统负荷频率控制[J]. 控制理论与应用, 2023, 40(5): 891-902.
LIAN Honghai, QIN Shigang, XIAO Shenping, et al. Load frequency control for power systems considering communication delays and sampling periods [J]. Control Theory & Applications, 2023, 40(5): 891-902.
[9] QIN S G, LIU D S, LIAN H H. Sampled-data-based H_∞ load frequency control for power systems with wind power [J]. IET Renewable Power Generation, 2025, 19(1): e12578.
[10] 魏万俊, 刘毅, 裴凯, 等. 基于EMPC的分布式光伏集群频率控制策略[J]. 浙江电力, 2023, 42(12): 98-106.
WEI Wanjun, LIU Yi, PEI Kai, et al. A frequency control strategy of distributed photovoltaic cluster based on EMPC [J]. Zhejiang Electric Power, 2023, 42(12): 98-106.
[11] RERKPREEDAPONG D, HASANOVIC A, FELIACHI A. Robust load frequency control using genetic algorithms and linear matrix inequalities [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2003, 18 (2): 855-861.
[12] ZHANG C K, JIANG L, WU Q H, et al. Delay-dependent robust load frequency control for time delay power systems [J]. IEEE

- Transactions on Power Systems, 2013, 28(3): 2192–2201.
- [13] SUN X M, LIU G P, WANG W, et al. L_2 -gain of systems with input delays and controller temporary failure: zero-order hold model[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2011, 19(3): 699–706.
- [14] BEVRANI H, FEIZI M R, ATAEE S. Robust frequency control in an islanded microgrid: H-infinity and mu-synthesis approaches [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2016, 7(2): 706–717.
- [15] JIN L, HE Y, ZHANG C K, et al. Novel structure-exploiting techniques based delay-dependent stability analysis of multi-area LFC with improved numerical tractability [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2021, 36(5): 4194–4211.
- [16] JIN L, HE Y, ZHANG C K, et al. Robust delay-dependent load frequency control of wind power system based on a novel reconstructed model [J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2022, 52(8): 7825–7836.
- [17] JIN L, SHANG-GUAN X C, HE Y, et al. Robust exponential load frequency control for time delay power system considering wind power [J]. IFAC-PapersOnLine, 2020, 53(2): 12536–12541.
- [18] ZENG H B, ZHOU S J, ZHANG X M, et al. Delay-dependent stability analysis of load frequency control systems with electric vehicles [J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2022, 52(12): 13645–13653.
- [19] MOON Y S, PARK P, KWON W H, et al. Delay-dependent robust stabilization of uncertain state-delayed systems [J]. International Journal of Control, 2001, 74(14): 1447–1455.
- [20] PARK P, KO J W. Stability and robust stability for systems with a time-varying delay [J]. Automatica, 2007, 43(10): 1855–1858.
- [21] SHEN H, JIAO S Y, PARK J H, et al. An improved result on load frequency control for power systems with time delays [J]. IEEE Systems Journal, 2021, 15(3): 3238–3248.
- [22] SHANGGUAN X C, ZHANG C K, HE Y, et al. Robust load frequency control for power system considering transmission delay and sampling period [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, 17(8): 5292–5303.
- [23] SHANG-GUAN X C, HE Y, ZHANG C K, et al. Sampled-data based discrete and fast load frequency control for power systems with wind power [J]. Applied Energy, 2020, 259: 114202.
- [24] 张传科. 时滞电力系统的小扰动稳定分析与负荷频率控制[D]. 长沙: 中南大学, 2013.
- [25] BEVRANI H, HIYAMA T. Robust decentralised PI based LFC design for time delay power systems [J]. Energy Conversion and Management, 2008, 49(2): 193–204.

收稿日期: 2024-10-28

修回日期: 2025-05-27

作者简介:

范春玲(1999), 女, 硕士, 主要研究方向为时滞系统的稳定性分析与鲁棒控制;

练红海(1990), 通信作者(lianh_h_402@163.com), 男, 博士, 特聘教授, 主要研究方向为时滞及网络系统的鲁棒控制、电力系统稳定控制等;

刘泳志(1991), 男, 硕士, 讲师, 主要研究方向为电网故障分析;

贾睿(1998), 女, 硕士, 助教, 主要研究方向为优化调度、群智能算法、机器人控制;

李芷阳(1998), 男, 硕士, 助教, 主要研究方向为图像处理、深度学习、机器学习及优化调度的研究。

(责任编辑 郑天茹)

(上接第35页)

- [25] SUN L, SI S S, DING W P, et al. TFSFB: two-stage feature selection via fusing fuzzy multi-neighborhood rough set with binary whale optimization for imbalanced data [J]. Information Fusion, 2023, 95: 91–108.
- [26] YU H L, ZHAO Z S, HEIDARI A A, et al. An accelerated sine mapping whale optimizer for feature selection [J]. iScience, 2023, 26(10): 107896.
- [27] 张兰勇, 孟坤, 刘胜, 等. 基于改进双粒子群算法的舰船电力系统网络故障重构[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(9): 90–96.
- ZHANG Lanyong, MENG Kun, LIU Sheng, et al. Reconstruction of ship power system network fault based on improved two particle swarm algorithm [J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(9): 90–96.
- [28] 吴大立, 郑中祥, 尹项根, 等. 基于Petri网和多种群遗传算法的海洋核动力平台电力系统网络重构[J]. 电力自动化设备, 2020, 40(8): 160–168.
- WU Dali, ZHENG Zhongxiang, YIN Xianggen, et al. Network reconstruction of offshore nuclear power platform power system based on Petri net and multi-population genetic algorithm [J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(8): 160–168.

收稿日期: 2024-11-19

修回日期: 2025-01-15

作者简介:

陈冰冰(1983), 通信作者(Chen_Bingbing111@outlook.com), 男, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向为配电网故障检修;

刘家腾(1993), 男, 硕士, 工程师, 从事配电网运检方向工作;

吴浩天(1994), 男, 工程师, 从事配农网运行方向工作;

梁睿(1981), 男, 博士, 教授, 从事电力系统自动化、能源互联网(综合能源)、设备状态评估等方面的研究;

王海威(1984), 男, 工程师, 从事电气工程方向工作。

(责任编辑 郑天茹)

机器学习在风力发电功率预测中应用综述

李 特^{1*}, 黄孜滢²

(1. 国网河北省电力有限公司信息通信分公司, 河北 石家庄 050021; 2. 河北省建筑设计研究院, 河北 石家庄 050021)

摘要: 风力发电存在间歇性、随机性、不确定性特征, 准确的风电功率预测方法, 对于保障电网稳定运行、促进新能源消纳十分重要。基于机器学习的风电功率预测模型, 通过对大量数据的特征挖掘及复杂关联, 可以建立输入特征与预测功率值之间非线性复杂映射。首先给出了基于机器学习的风电功率预测整体框架, 其次归纳了深度学习预测模型、集成学习预测模型、小样本预测模型、在线学习预测模型、物理数据联合预测模型等5种预测模型, 并且针对性提出研究建议, 进而对5种风力发电功率预测模型进行对比分析, 最后简要分析了大模型技术在风电功率预测中的应用, 并对基于机器学习小模型及大模型的风力发电功率预测模型进行比较。

关键词: 风力发电功率预测; 机器学习; 深度学习; 大模型

中图分类号: TM76

文献标志码: A

文章编号: 1007-9904(2025)08-0045-11

Overview of Application of Machine Learning in Wind Power Forecasting

LI Te^{1*}, HUANG Ziyong²

(1. State Grid Hebei Electric Power Co., Ltd. Information and Communication Branch, Shijiazhuang 050021, China;

2. Hebei Architectural Design and Research Institute, Shijiazhuang 050021, China)

Abstract: Wind power generation has intermittent, random, and uncertain characteristics. Accurate wind power prediction methods are crucial for ensuring the stable operation of the power grid and promoting the consumption of new energy. A machine learning based wind power prediction model can establish a nonlinear and complex mapping between input features and predicted power values through feature mining and complex correlations of a large amount of data. Firstly, the overall framework of wind power prediction based on machine learning is given, and then summarizes five prediction models including deep learning prediction model, ensemble learning prediction model, small sample prediction model, online learning prediction model, and physical data joint prediction model. Targeted research suggestions are proposed, and the five wind power prediction models are compared and analyzed. Finally, the application of large model technology in wind power prediction is briefly analyzed, and the wind power prediction models based on machine learning small and large models are compared.

Keywords: wind power generation power prediction; machine learning; deep learning; large model

0 引言

随着新型电力系统的加速演进, 风力发电在能源电力中占比越来越高, 对于确保电力系统稳定运行、保障国家能源安全十分重要。风力发电存在典型间歇性、不确定性特征, 建立有效的风力发电功率预测方法, 对于促进风电高效消纳、保障电网安全运行十分必要。

相关研究针对构建风电功率预测方法进行了大量探索, 整体划分数据驱动预测方法及物理预测方

法, 物理预测模型呈现建模困难、模型参数物理意义清晰特征, 数据驱动模型具备建模便捷、但模型可解释性较差的特征。机器学习通过学习已有的大量数据形成预测及判断, 能够挖掘大数据价值, 被广泛应用于风电功率预测, 现有研究在数据特征提取、模型结构设计等方面取得丰富成效^[1]。但是, 针对已提出的多种机器学习预测方法, 相关研究未对各种预测方法的优缺点、应用场景等做出详细分析。

给出基于机器学习的风力发电功率预测模型整体框架, 归纳了深度学习预测模型、集成学习预测模

型、小样本预测模型、在线学习预测模型、物理数据联合预测模型等5种风电功率预测模型,并对5种预测模型进行对比,分析了大模型技术在风电功率预测中应用,并对机器学习小模型及大模型预测方法进行比较。

1 基于机器学习的风电功率预测模型整体架构

基于机器学习的风电功率预测主要构建影响特征与输出功率之间的非线性映射,整体架构包括数据采集、数据预处理、数据降维及特征提取、机器学习模型构建四部分,整体框架如图1所示。

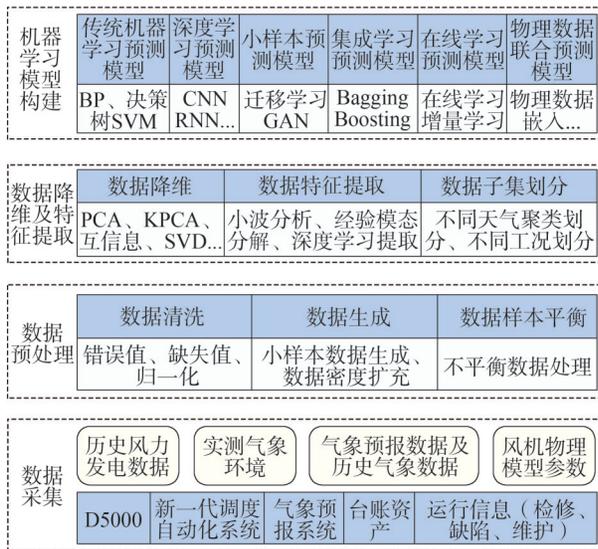


图1 基于机器学习的风电功率预测框架

Fig.1 Machine learning based wind power prediction framework

在数据采集层,从各类信息系统中抽取影响风电预测功率有关的数据,包括风电功率、气象预报、实测环境数据、机组基本信息等数据。在数据预处理层,完成对输入数据的清洗,针对小样本数据进行大量样本扩充,对数据集中不平衡数据进行样本补齐(如对少量极端天气样本数据进行扩充),在数据降维及特征提取层,完成对数据输入特征的降维及特征提取,以消除冗余特征干扰、降低计算复杂度。对历史数据进行聚类划分,后续对各类数据子集分别建模,以利于更好的提取各子集共同特性。在机器学习模型构建层,采用传统机器学习模型、深度学

习模型、集成学习模型、小样本学习模型、在线学习模型、物理数据联合模型,完成特征输入至预测功率输出的建模。

2 基于机器学习小模型的风电功率预测方法划分

2.1 深度学习预测模型

深度学习主要采用深度神经网络结构,借鉴人脑中神经元连接结构及功能,通过构建多层次神经网络,实现对数据特征的有效分析及表达,能够表达复杂非线性函数,能够有效挖掘风电预测功率值及影响特征之间的关联。注意力机制通过模仿人类视觉和认知系统的注意力分配方式,使神经网络能够自动地学习并选择性地关注输入中的重要信息,已广泛应用于深度学习模型。

2.1.1 研究现状

1)卷积神经网络预测模型。

卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)核心思想是利用卷积层自动及逐层深入提取图像的深层次特征,在图像识别、目标检测、图像分割等计算机视觉任务中应用效果显著。文献[2]构建一种改进时序卷积网络超短期风功率预测模型,首先利用离散小波变换将原始风功率数据划分为不同频率风量子集,进而运用经注意力机制优化的时序卷积网络对各个子集数据分别预测,最后将各子预测结果进行小波重构,同时该模型中采用双深度Q网络优化模型参数。文献[3]建立基于CNN及轻梯度提升机(light gradient boosting machine, LightGBM)的风电功率预测模型,将LightGBM作为CNN模型分类器,代替原有CNN的全连接层。文献[4]构建了CNN及改进ResNet相结合的风电功率预测模型,利用格拉姆角场将风功率数据转化为二维图像数据,然后通过CNN提取风电功率短时序及隐藏特征。将风电功率数据及气象数据联合构成的多维特征,进而利用ResNet提取长序列特征。最后将两类特征进行融合后输入全连接层,得出融合预测结果。

2)递归神经网络预测模型。

递归神经网络(recursive neural network, RNN)是一种用于时序数据建模的深度学习神经网络,其特点是

模型结构中存在循环单元,使得网络能够持有一定的“记忆”,能够考虑时间维度上距离较远事件之间的时间相关性,在自然语言文本、语音信号等时序数据方面有着广泛的应用。RNN原则上可以处理任意长度序列,但当输入序列较长时,存在梯度爆炸、消失的问题。长短期记忆网络(long short-term memory, LSTM)通过引入门控机制及细胞状态来有效学习长序列依赖关系,可以选择性更新或丢弃信息,能够有效解决RNN处理长时间序列可能出现的梯度消失或梯度爆炸问题。文献[5]构建了弹性网稀疏核主成分分析及花授粉算法优化LSTM模型相结合的风电功率预测方法。文献[6]先将原始风功率数据分解为趋势分量、振荡分量及随机分量,进而运用经贝叶斯优化的双向长短期记忆网络模型对三组分量分别进行点预测,最后利用神经网络及核密度估计方法实现区间预测。

门控循环单元(gate recurrent unit, GRU)是LSTM的简化形式,GRU将输出门和遗忘门耦合为更新门,重置门对应LSTM的输入门,模型参数更少,收敛速度更快。文献[7]构建经贝叶斯优化的GRU预测模型,先利用变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)将历史风电功率划分为若干分量,进而结合气象因素,训练各个分量的GRU预测子模型,并采用贝叶斯算法优化GRU模型参数,最后将各个子序列预测结果叠加融合得出最终预测值。文献[8]建立了一种多模型串行融合的风功率预测方法,利用CNN模块提取数据空间相关性特征,双向门控循环单元(bidirectional gated recurrent unit, BiGRU)模块提取时序特征,Attention模块用以重点突出关键特征值。

3)SeqSeq 预测模型。

Seq2Seq是一种用于处理序列转换问题的神经网络架构,由编码器及解码器两部分构成,基本原理是将输入序列编码为一个固定维度的向量,然后将这个向量解码成输出序列,在机器翻译、对话系统等任务中应用良好。文献[9]建立一种基于SeqSeq架构的LSTM预测模型,在编码器加入特征注意力机制以提升对于不同特征关注力度,在解码器中加入时序注意力机制以辨识对于不同时刻时序数据差异,同时借助注意力全权值的动态分配,提高模型可

解释能力。文献[10]设计基于SeqSeq的风电场多步预测模型,编码器采用CNN-BiGRU,解码器采用GRU,实验结果优于多层感知机、CNN等5种模型。

4)Transformer 预测模型。

Transformer模型是一种基于自注意力机制的深度学习模型,引入自注意力机制和多头注意力机制,能够并行处理时序数据,可以准确学习到序列中的长距离关系,显著提高了自然语言处理任务的性能。文献[11]提出一种考虑海上风电多机组时空特性的预测模型,首先利用改进动态时间弯曲算法对风电机组进行聚类划分,进而利用概率化改进的Transformer进行预测。文献[12]提出了一种改进Transformer模型的风电功率短期日前预测方法,该模型采用两个编码器用以分别提取周期序列及趋势序列特征,利用多头去平稳化因果注意力机制提取数据潜在特征,在解码器增加了多头注意力加和层。文献[13]运用多变量独立嵌入对多个特征进行建模,构建考虑多变量相关性的风电场Transformer预测模型。

Informer是一种改进的Transformer模型,通过引入自注意力机制和局部敏感哈希等技术,有效地解决了Transformer模型处理长序列数据时面临的计算量大、内存占用高的问题。文献[14]提出一种基于改进Informer模型的长期风电功率预测模型,在模型编码器中,加入残差连接模板用来解决梯度消失及爆炸问题,在4种不同预测时间尺度下,预测效果优于其他4种模型。文献[15]在Informer算法中引入补丁机制、多尺度因果卷积自注意力机制及反向残差前馈网络,以解决Informer算法存在计算量较高、过于关注全局信息导致忽略局部信息的问题。

5)图神经网络预测模型。

图是由节点的有穷非空集合和节点之间边的集合组成,其中实体以节点的形式表示,实体之间的关系以边的形式进行表示。受到风电机组的尾流效应影响,相邻风电机组之间存在明显时空关联,图结构能够有效表征风电机组之间的时空关联。图神经网络(graph neural network, GNN)是一种专门用于处理图数据的深度学习模型,在图分析、节点分类、链接预测等任务中展现出了强大的能力,广泛应用于社交网络、知识图谱等场景。文献[16]设计了基于风

机物理距离及风速相关系数的风电场图结构,建立了一种多时空注意力机制神经网络预测模型,利用时间门控卷积网络提取时间关联特征,利用图卷积网络(graph convolutional network, GCN)提取空间关联特征,同时在模型中加入了特征注意力层、时间注意力层及空间注意力层,使得模型更加侧重提取重要时空信息,并结合专家经验知识,使得模型在时间、空间及特征三个维度具备可解释能力。文献[17]构造了一种考虑风机运行状态及风速影响的双通道图卷积网络预测模型,首先分别设计机组状态拓扑及风速图拓扑,进而利用 GCN 分别单独预测,最后将单通道预测结果进行融合。

2.1.2 现状分析及研究建议

递归神经网络、SeqSeq、Transformer 预测模型擅长处理时序数据,能够挖掘时序数据前后时刻关联,在风电功率预测中较有优势;除了时序特征外,利用气象、功率等数据二次构造的图像特征,也被尝试用于风电功率预测,采用 CNN 预测模型,能够挖掘此类合成图像特征中各特征量的横向关联;图神经网络预测模型的优势为能够有效挖掘风电机组之间的时空关联,适用于场站多机组的联合预测。

深度学习预测模型呈现出典型黑箱特征,模型预测结果可解释较差,尽管相关研究从注意力机制方面探究模型内部参数意义,但对模型可解释程度仍较为浅显,文献[18]从内在可解释模型、基于归因的解释和基于非归因的解释三个方面论述了可解释方法,可参考建立风电功率预测可解释模型;深度森林是一种由非微分基学习器深度集成的深度学习方法,是非神经网络架构的深度学习方法,参数规模更小,更加易于训练,处理小规模数据时性能仍然较好,可以探索构建基于深度森林的风电功率预测模型,衡量与深度神经网络预测模型在模型训练、预测性能等方面的差异;为提升风电功率预测精度,风电场气象数据采集密度更高、风功率深度学习预测模型结构更加复杂多样,对风电场硬件计算及存储能力要求更高,部分场站受限于资金压力逐渐难以满足需求,因此探索构建轻量化深度预测模型很有必要。

2.2 集成学习预测模型

集成学习借助多样化数据集划分、差异化模型

设计及多层次模型融合三种策略,将多个基学习器有机融合为一个强学习器,以降低模型偏差、方差,实现模型整体性能大幅提升,主要包含串行及并行两类模型。

2.2.1 研究现状

1) Boosting 预测模型。

Boosting 集成算法中各基学习器串行连接,通过调整样本权重,使得后序基学习器更加关注预测误差较大的样本,逐次提升模型性能。针对基学习器的选择,较多研究采用了以决策树为基学习器的集成预测模型,如文献[19]建立了基于 LightGBM 风功率预测模型,并采用一致性检验的交互式训练-预测闭环策略,对训练样本进行优选。文献[20]先利用多层次频域变换进行特征提取,进而训练基于 XGBoost 算法的风电功率预测模型。

另一方面,部分研究探索构建了多样化基学习器集成预测模型,如文献[21]提出了以极限学习机为基学习器的 AdaBoost 风电功率短期预测模型。文献[22]建立了 Stacking 框架下多 GRU 集成的预测模型,第一层中选用多层 GRU 模型,元学习器中选用单层 GRU 模型,实验结果优于 LSTM 及多层 GRU 模型。

2) Bagging 预测模型。

Bagging 集成算法中各基学习器并行连接,通过从原始数据集中随抽取样本子集,来训练多个差异化学习器,进而将各预测结果有机融合。一类研究聚焦构建差异化基学习器,使各基学习器从不同维度掌握风电功率及输入特征之间的复杂映射。如文献[23]建立了一种基学习器多目标优化选择的风电功率集成预测模型,首先将训练数据划分为不同子集,进而利用偏最小二乘、高斯过程及支持向量回归 3 种算法分别对各子集建立预测基模型,然后运用进化多目标优化对基模型进行筛选,剔除预测精度低、冗余度高的基模型,最后平均计算得出预测结果。文献[24]建立基于堆叠模型的风电功率预测模型,采用选取多层感知机、随机森林、梯度提升回归和高斯过程回归模型作为基学习器,支持向量机作为元学习器。文献[25]构建了风电功率深度集成学习预测模型,选择 RNN、CNN 及 LSTM 三种深度学习模型作为基学习器,采用多目标纵横交叉优化算法对各

个机器学习器预测结果进行动态加权融合。

另一类研究聚焦构建差异化样本集及特征输入,使得从不同维度数据中挖掘出更多有效信息,如文献[26]构建了基于随机森林的预测模型,采用Bootstrap采样方法有放回地挑选各个训练子集。

2.2.2 现状分析及研究建议

Bagging 预测模型侧重于降低模型方差, Boosting 预测模型侧重于降低模型偏差。在仿真实验环境中,数据体量有限、数据分布固定,Boosting 模型预测准确率更佳,但是在实际生产环境中,数据分布动态变化,因 Bagging 模型泛化性能更高,整体预测效果更好。

可以探索构建串行、并行结构相融合的风电功率集成预测模型,兼顾提升模型准确率及鲁棒性;多样性策略是提升集成学习模型性能的重要手段,可以将生成式机器学习模型引入到集成学习模型中,以样本总集数量的扩充,间接提升集成学习中数据子集划分的多样性;为避免集成学习中所构建数据子集或机器学习器同质化严重问题,应设计可有效衡量量子数据集、子模型差异性的策略,以提升模型泛化能力。

2.3 小样本预测模型

新建风电场面临着历史数据样本积累较少、数据建模困难,在此背景下,部分研究通过数据增强、迁移学习等手段,构建了小样本场景下风电功率预测模型。

2.3.1 研究现状

1) 基于数据增强的预测模型。

利用生成式机器学习模型,大量扩充整体相同分布条件下的样本数量,以解决训练样本匮乏问题。文献[27]提出了一种基于多标签生成对抗的预测模型,首先对历史数据集聚类划分,进而利用辅助分类生成对抗网络对历史数据集进行大量样本扩充。文献[28]设计了考虑寒潮天气场景的风电功率预测模型,利用时间序列生成对抗网络扩充寒潮数据样本,然后训练出损失值预测模型,利用 XGBoost 构建正常天气状态下预测模型,最后根据寒潮功率损失点,计算得出最终预测结果。文献[29]利用条件生成对抗网络生成风电功率数据中占比较小的样本,使得各类分布样本数据量整体平衡,降低因样本分布不

平衡导致的预测偏差。

2) 基于迁移学习的预测模型。

考虑相近天气状况的场站具备相似的功率转换特性,通过迁移学习机制,将从源域场站训练的模型,迁移应用至目标风电场站,该类方法主要包含模型迁移及数据迁移两种。在模型迁移方面,文献[30]构建基于梯级迁移的时间卷积网络-长短时记忆网络(temporal convolutional network-long short term memory neural network, TCN-LSTM)预测模型,首先基于源域风电场数据训练源 TCN-LSTM 预测模型,进而采用梯级迁移策略,选用目标风电场数据对源域模型进行微调,其中利用源域与目标域之间强相关数据微调 TCN 模块,利用弱相关数据微调 LSTM 模块,利用全量数据微调全连接模块。文献[31]建立基于迁移学习的 CNN-LSTM 风电功率预测模型,迁移策略包含两个阶段,先适当迁移模型特征提取器的部分参数,进而利用高性能的纵横交叉优化算法调优全连接层参数。在数据迁移方面,挑选与目标风电场相似的源域数据,利用源域数据及少量目标风电场样本数据构建预测模型。文献[32]设计一种基于时序数据迁移的风电功率预测模型,时序数据迁移策略中,首先运用主成分分析将源与目标域数据映射到一个低维空间,进而以最大均值差异作为度量距离,减少源与目标之间的偏差,通过将仿真数据有效迁移至实际风电机组的预测,验证了该方法的有效性。并且该文献又利用对抗适应思想,建立了一种基于生成对抗网络的时序数据迁移方法。

2.3.2 现状分析及研究建议

迁移学习预测模型能够通过模型迁移及数据迁移策略,实现极少样本甚至零样本场景下的风电功率预测,适用于新建场站初期风电功率预测;风电场投运一段时间后,场站积累了初期样本,此时可利用数据增强预测模型,通过有效扩充训练数据数量,提高风电功率预测准确性。

物理预测模型仅依据气象预测信息即可计算出风功率预测结果,可以利用物理预测模型计算结果,联合气象特征等数据,作为新建风电场初始数据预测模型的训练样本;以参数量庞大、训练数据体量繁多为特征的大模型技术,在部分未学习场景中展现

出惊艳涌现能力,可以探索将大模型运用于新建风电场站的小样本甚至零样本功率预测场景;目前所提出的风电场迁移学习预测模型,多选择单一相似场站作为源模型,因此构建有效的风电场相似性计算策略十分重要,并且在同一区域内,目标预测场站可能与多个场站均存在一定相似性,探索建立多场站区域迁移预测模型,一定程度上提高模型鲁棒性,单模型迁移及多模型迁移对比如图2所示。

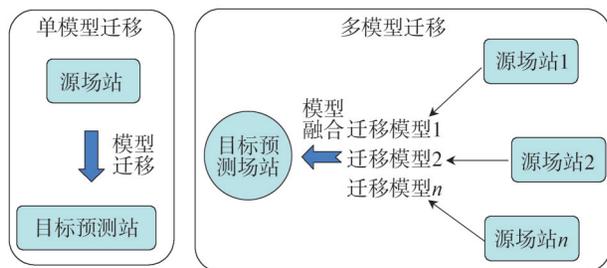


图2 迁移预测模型对比

Fig.2 Comparison of migration prediction models

2.4 在线学习预测模型

现有风电功率预测模型大多采用离线数据训练方法,模型上线运行后,不能随着风机状态的老化、气象环境更迭而进行自适应调整,不能实时动态反映风电功率与输入特征之间的映射关联。在此背景下,部分研究聚焦模型参数增量更新、考虑风机运行状态影响等方面,探索构建了风电功率在线学习预测模型。

2.4.1 研究现状

一种方法是在构建风电功率预测模型时,充分考虑了机组状态变化对风电转化效率的影响。文献[33]构建一种考虑风电场状态的风电功率反向传播(back propagation, BP)神经网络预测模型,利用随机矩阵理论评估得出风电场状态,结合功率值及天气特征,作为BP神经网络预测模型的输入特征。文献[34]首先基于短时间尺度数据,构建了基于LSTM的机组状态量化模型,进而运用长时间尺度数据及机组运行状态,建立了基于改进卷积神经网络(temporal convolutional network, TCN)的风电功率预测模型,并运用注意力强化和随机空间特性弱化对该模型进行优化,实验结果优于TCN及LSTM预测方法。

另一种方法重点研究分析新增样本数据的演变分布情况,运用增量信息样本更新训练模型,使模型学习到未掌握的知识。文献[35]提出了基于在线高斯过程的短期风电功率概率预测方法,利用分块缓存更新模块对新增样本数据进行学习,实现对高斯回归模型参数的实时更新及优化。文献[36]提出了一种风电功率在线预测方法,包含离线训练、波动识别、在线更新及预测3个部分,首先构建了双通道对冲循环神经网络的离线预测模型,进而运用概念漂移监测(concept drift detection, CDD)算法识别在线数据分布变化,最后利用对冲算法以及在线学习算法,对离线模型完成参数更新。

2.4.2 现状分析及研究建议

现实生产环境中,机组较多处于正常健康运行状态,因此考虑机组不同健康状态对发电功率的影响,实用性不高。风机状态的老化、气象环境更迭直接影响发电转化效率,并且直接体现于新增样本数据演变分布,因此,建立考虑增量数据知识的在线学习模型,实用意义较高。

在线机器学习模型不断输入新知识的同时,存在对历史掌握知识的遗忘问题,构建能够兼顾学习新知识、保存旧知识的持续在线学习模型很有必要^[37];以短暂极端天气为代表的小样本增量场景,呈现持续时间短、样本数量较少的特性,建议探索建立可以有效学习小样本增量知识的在线预测模型;考虑图神经网络能够较好表述风电机组之间的时空关系,可以探索构建图神经网络风电功率在线预测模型,比对其他在线机器学习预测模型优劣。

2.5 物理数据联合预测模型

数据驱动预测模型建模便捷,但模型内部参数无具体物理含义,可解释性较差。物理预测模型建模困难,但模型具体参数物理意义清晰。因此,部分研究结合物理及数据驱动模型的优势,探索构建一种兼顾数据建模便捷及模型参数清晰的风电预测模型。

2.5.1 研究现状

一类研究将物理模型嵌入到机器学习预测模型结构中,如文献[38]将物理模型嵌入到数据模型输出部分,构建了一种物理信息约束的深度学习预测方法,将物理模型约束以及预测误差联合构成LSTM

模型损失函数,使得数据模型能够兼顾提高预测精度及遵循物理规律。

另一类研究方法考虑物理预测模型及数据驱动模型的各自优势,在不同预测场景、不同时段下,选择其中更具优势的模型。文献[39]针对人工智能模型在处理突变型时间序列时误差较大这一问题,建立了数据及物理联合驱动的风电功率预测模型,设定风速波动阈值,低于风速波动阈值时,利用双向循环深度残差网络数据驱动型模型进行预测,高于风速波动阈值时,利用多元线性回归算法作为物理预测模型进行风功率预测。

2.5.2 现状分析及研究建议

物理数据联合驱动模型,旨在设计物理模型与数据模型的融合结构,通过将物理知识嵌入数据模型,提升模型预测可解释性,明晰模型机理。

现有研究侧重于以物理模型约束数据模型训练,或在不同场景单独选用更为适配的物理或数据模型,未能充分发挥出数据及物理模型各自优势。文献[40]归纳了串行、引导、嵌入、反馈、并行等5种物理与数据联合驱动方式,可以参考构建5种范式

下融合预测模型。相关文献基于物理信息神经网络、贝叶斯时变系数专家知识嵌入等算法开展物理及数据融合,可借鉴风电功率预测场景;风机数字孪生模型运用多物理场仿真^[41]、传感器融合等技术,实现物理风电机组及数字孪生机组的等效建模,可以探究将数字孪生机组中仿真数据用于风电功率预测。

3 风电功率小模型预测方法对比及应用分析

5种机器学习小模型预测方法在算法选用、解决的问题、模型成熟程度等方面均在一定差异,本文从采用算法、模型优势、存在不足、各类算法研究建议、适用场景等5个方面,对5类风电功率预测模型进行对比分析,对比结果如表1所示。

在风电机组运行全生命周期阶段中,新建风电场站投运初期,场站积累数据量很少甚至无历史样本,在此阶段,可利用迁移学习模型、数据增强模型在小样本预测方面的优势,开展风电场初期功率预测。场站投运一定时间后,场站积累一定数量运行数据,但数据量整体数量不多,此时可引入集成学习

表1 5种风电功率预测模型对比
Table 1 Comparison of five wind power prediction models

预测模型范式	典型算法	模型机理	优势	不足	研究建议	适用场景
深度学习预测模型	CNN ^[2-4] 、RNN ^[5-10] 、Transformer ^[11-15] 、图神经网络 ^[16-17] ...	深层次特征提取、注意力机制	特征提取能力强、准确率高	可解释能力差、需要数据量大、调参复杂	提高模型解释性;构建深度森林等非神经网络式深度学习模型;轻量化设计	集中式预测
集成组合预测模型	随机森林 ^[26] 、XGboost ^[20] 、深度集成学习 ^[22,25] ...	多样性策略,提升泛化能力	泛化能力好、转确性高	建模复杂、计算量高	Bagging、Boosting 两类模型融合建模;以样本总集数量提升,提高集成学习多样性;设计差异化数据子集、基学习器衡量策略	集中式预测
小样本预测模型	GAN ^[27-29] 、迁移学习 ^[30-32]	样本对抗生成,模型结构迁移、知识迁移、数据迁移	所需样本量少、无历史样本条件建模	准确率较低	利用物理模型预测数据,用于模型初期训练;借助大模型涌现能力,提升未建模场站预测能力;多模型迁移	新建场站预测
在线学习预测模型	增量学习、在线学习 ^[33-36]	新知识自适应辨识与学习	模型自适应、自学习能力强	历史知识遗忘问题、长期在线学习效果有待验证	设计避免遗忘历史知识策略;探索小样本增量知识在线预测模型;设计图在线学习模型	自适应调整预测
物理数据联合预测模型	物理数据嵌入模型 ^[38]	将物理知识嵌入机器学习模型,提升模型可解释性	提高模型可解释能力、降低建模复杂性	暂未能够充分发挥物理模型参数清晰、数据模型建模便捷优势	引入数字孪生技术;设计多样化物理数据模型融合结构	可解释预测场景

预测模型,兼顾提高预测准确性及泛化能力。随着运行时间推移,场站积累了大量运行数据,此时可采用深度学习预测模型,发挥其大数据深度特征提取优势。与此同时,在风电功率机器学习预测模型中,可设计有效的在线学习策略及物理数据模型融合机制,提升预测模型自适应学习能力及可解释能力。风电机组全生命周期预测模型选用如图3所示。

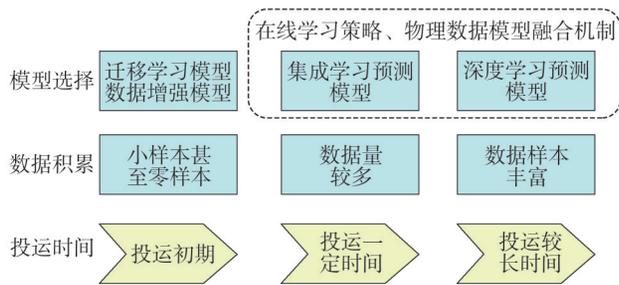


图3 风电机组全生命周期功率预测模型选择

Fig.3 Selection of power prediction model for the entire lifecycle of wind turbines

4 大模型技术在风电功率预测中应用分析

机器学习小模型在风电功率预测中应用广泛,相关研究从机器学习算法选择、模型结构设计、数据增强等方面构建了多样性风电功率预测模型,在处理小样本场景预测、模型自适应更新、预测结果可解释等方面取得丰富成果。但小模型风电功率预测方法,仍然存在因气象数据预测准确率低导致预测结果不佳、小样本场景建模准确性不高、离线模型上线后需动态调整更新、在线学习模型历史知识遗忘等问题。

大模型技术是人工智能技术发展历程的重要节点,目前主要采 Transformer 模型架构,模型参数规模巨大(数十亿甚至千亿),训练数据量级庞大,利用自监督或者半监督学习对大量未标注数据进行训练,建立基座大模型,通过提示或者微调等技术适应特定场景,构建专业领域大模型,模型只需要很少的训练甚至无须额外训练,便能用于处理新的任务,模型呈现出涌现能力。

气象预测大模型发展迅速,相关科研院所、科技公司构建了盘古、伏羲等气象预测大模型,在临近预报、短时预报、中期预报和延伸期预报等预测场景中应用效果良好^[42]。受气象大模型启示,风电功率预

测与气象预测本质均为时空数据预测问题,并且气象预测影响因素更加多变、约束条件更加复杂,因此可将气象预测大模型技术迁移建立风电功率预测大模型^[43]。

基于大模型技术的风电功率预测模型,有望充分借助大模型涌现能力、思维链推理及多任务学习等能力,解决机器学习小模型存在的模型需要动态更新、小样本场景预测效果不佳、气象预报数据影响大等问题,本文给出了基于大模型技术的风电功率预测框架,如图4所示。归纳小模型与大模型两种预测方法优势与不足,如表2所示。

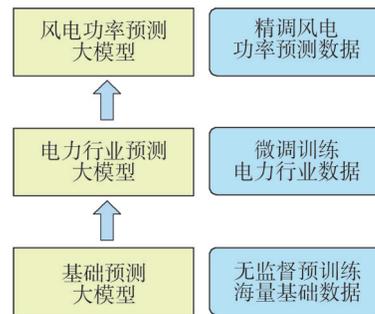


图4 风电功率预测大模型框架

Fig.4 A large model framework for wind power prediction

表2 小模型及大模型预测方法对比

Table 2 Comparison of prediction methods between small and large models

机器学习模型	算法	优势	不足
大模型预测范式	Transformer 基本架构、无监督预训练+微调	小样本甚至零样本场景的涌现能力;多模态数据学习,具备一定通用智能特性;模型鲁棒性很强、具备多场景适应性	参数巨大、建模复杂、所需要数据量巨大、计算需求量大
小模型预测范式	传统机器学习、深度学习、集成学习	参数量小、建模相对简单;具备一定可解释性;计算需求小;特定场景下准确率较高	每个场站需要单独建模;新建场站建模困难;模型需要随环境变化动态调整

5 结论

综述基于机器学习的风电功率预测模型,首先归纳深度学习预测模型、集成学习预测模型、小样本

预测模型、在线学习预测模型、物理数据联合预测模型等 5 种预测模型,并对每种方法提出针对性研究建议;其次对 5 种小模型风电功率预测方法进行对比分析,最后浅谈了大模型技术在风电功率预测中的应用。

在下一步研究中,以省级电网预测场景为例,在模型构建方面可以探索“大小模型”融合发展的建模方式,在调度主站侧探索构建风电功率预测大模型,在场站端构建小机器学习预测模型,同时在算力提升方面,可尝试引入边缘计算、分布式计算,提升主站场站一体协同算力。

参考文献

- [1] 卢毓东,陈益.“双碳”目标下绿色人工智能技术研究综述[J].浙江电力,2023,42(10):45-56.
LU Yudong, CHEN Yi. A review of green AI research under carbon peaking and neutrality goals[J]. Zhejiang Electric Power, 2023, 42(10):45-56.
- [2] 陈海鹏,李赫,阚天洋,等.考虑风电时序特性的深度小波-时序卷积网络超短期风功率预测[J].电网技术,2023,47(4):1653-1662.
CHEN Haipeng, LI He, KAN Tianyang, et al. DWT-DTCNA ultra-short-term wind power prediction considering wind power timing characteristics[J]. Power System Technology, 2023, 47(4):1653-1662.
- [3] 张爱枫,段新宇,何泉峰.基于CNN和LightGBM的新型风电功率预测模型[J].电测与仪表,2021,58(11):121-127.
ZHANG Aifeng, DUAN Xinyu, HE Xiaofeng. A new wind power prediction model based on CNN and LightGBM [J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2021, 58(11):121-127.
- [4] 张淑清,杜灵韵,王册浩,等.基于格拉姆角场与改进CNN-ResNet的风电功率预测方法[J].电网技术,2023,47(4):1540-1547.
ZHANG Shuqing, DU Lingyun, WANG Cehao, et al. Wind power forecasting method based on GAF and improved CNN-ResNet[J]. Power System Technology, 2023, 47(4):1540-1547.
- [5] 张淑清,杨振宁,姜安琦,等.基于EN-SKPCA降维和FPA优化LSTMN的短期风电功率预测[J].太阳能学报,2022,43(6):204-211.
ZHANG Shuqing, YANG Zhenning, JIANG Anqi, et al. Short term wind power prediction based on en-skpca dimensionality reduction and fpa optimizing lstmnn[J]. Acta Energetica Sinica, 2022, 43(6):204-211.
- [6] 肖白,张博,王辛玮,等.基于组合模态分解和深度学习的短期风电功率区间预测[J].电力系统自动化,2023,47(17):110-117.
XIAO Bai, ZHANG Bo, WANG Xinwei, et al. Short-term wind power interval prediction based on combined mode decomposition and deep learning[J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(17):110-117.
- [7] 刘新宇,蒲欣雨,李继方,等.基于贝叶斯优化的VMD-GRU短期风电功率预测[J].电力系统保护与控制,2023,51(21):158-165.
LIU Xinyu, PU Xinyu, LI Jifang, et al. Short-term wind power prediction of a VMD-GRU based on Bayesian optimization [J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(21):158-165.
- [8] 李青,张新燕,马天娇,等.基于SSA-CNN-BiGRU-Attention的超短期风电功率预测模型[J].电机与控制应用,2023,50(5):61-71.
LI Qing, ZHANG Xinyan, MA Tianjiao, et al. Ultra-short term forecasting model of wind power based on SSA-CNN-BiGRU-attention [J]. Electric Machines & Control Application, 2023, 50(5):61-71.
- [9] 郭恒宽,田建艳,刘竖威,等.基于改进Sequence2Sequence架构的LSTM超短期可解释风电功率预测[J/OL].控制工程:1-12 [2024-06-19].https://doi.org/10.14107/j.cnki.kzgc.20230921.
GUO Hengkuan, TIAN Jianyan, LIU Liwei, et al. LSTM ultra short term interpretable wind power prediction based on improved Sequence2Sequence architecture [J/OL]. Control Engineering: 1-12 [2024-06-19]https://doi.org/10.14107/j.cnki.kzgc.20230921.
- [10] 晋孟雪.基于改进VMD和深度学习的风电功率预测研究[D].西安:西安理工大学,2023.
- [11] 林铮,刘可真,沈赋,等.考虑海上风电多机组时空特性的超短期功率预测模型[J].电力系统自动化,2022,46(23):59-66.
LIN Zheng, LIU Kezhen, SHEN Fu, et al. Ultra-short-term power prediction model considering spatial-temporal characteristics of offshore wind turbines [J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(23):59-66.
- [12] 李练兵,高国强,吴伟强,等.考虑特征重组与改进Transformer的风电功率短期日前预测方法[J].电网技术,2024,48(4):1466-1480.
LI Lianbing, GAO Guoqiang, WU Weiqiang, et al. Short-term day-ahead wind power prediction considering feature recombination and improved transformer[J]. Power System Technology, 2024, 48(4):1466-1480.
- [13] 李士哲,王霄慧,刘帅.考虑多变量相关性改进的风电场Transformer中长期预测模型[J].智慧电力,2024,52(4):62-68,107.
LI Shizhe, WANG Xiaohui, LIU Shuai. Improved transformer medium and long term prediction model of wind farm considering multivariate correlation[J]. Smart Power, 2024, 52(4):62-68, 107.
- [14] 李国栋,徐明扬.基于KCR-Informer的长期风电功率预测研究[J].电力信息与通信技术,2024,22(4):55-62.
LI Guodong, XU Mingyang. Research on long-term wind power

- prediction based on KCR-informer[J].Electric Power Information and Communication Technology, 2024, 22(4): 55-62.
- [15] 陈万志,戎馨鑫,王天元.改进Informer网络的风电功率短期预测[J].计算机系统应用, 2024, 33(5): 118-126.
CHEN Wanzhi, RONG Xinxin, WANG Tianyuan. Short-term wind power prediction based on improved informer network [J]. Computer Systems and Applications, 2024, 33(5): 118-126.
- [16] 苏向敬,聂良钊,李超杰,等.基于MSTAGNN模型的可解释海上风电场多风机出力预测[J].电力系统自动化, 2023, 47(9): 88-98.
SU Xiangjing, NIE Liangzhao, LI Chaojie, et al. Interpretable power output prediction of multiple wind turbines for offshore wind farm based on multiple spatio-temporal attention graph neural network model [J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(9): 88-98.
- [17] 黄玲玲,石孝华,符杨,等.基于DCGCN模型的海上风电场超短期功率预测[J].电力系统自动化, 2024, 48(15): 64-72.
HUANG Lingling, SHI Xiaohua, FU Yang, et al. Ultra-short-term power prediction for offshore wind farms based on dual channel graph convolution network model [J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(15): 64-72.
- [18] 陈冲,陈杰,张慧,等.深度学习可解释性综述[J].计算机科学, 2023, 50(5): 52-63.
CHEN Chong, CHEN Jie, ZHANG Hui, et al. Review on interpretability of deep learning [J]. Computer Science, 2023, 50(5): 52-63.
- [19] 崔杨,王议坚,黄彦浩,等.基于多元注意力框架与引导式监督学习的闭环风电功率超短期预测策略[J].中国电机工程学报, 2023, 43(4): 1334-1346.
CUI Yang, WANG Yijian, HUANG Yanhao, et al. Closed-loop wind power ultra-short-term forecasting strategy based on multi-attention framework and guided supervised learning [J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(4): 1334-1346.
- [20] 王永生,李海龙,关世杰,等.基于变换域分析和XGBoost算法的超短期风电功率预测模型[J/OL].高电压技术: 1-12 [2024-06-19]. <https://doi.org/10.13336/j.1003-6520.hve.20231942>.
WANG Yongsheng, LI Hailong, GUAN Shijie, et al. A ultra short term wind power prediction model based on transform domain analysis and XGBoost algorithm [J/OL]. High Voltage Technology: 1-12 [2024-06-19]. <https://doi.org/10.13336/j.1003-6520.hve.20231942>.
- [21] 叶家豪,魏霞,黄德启,等.基于灰色关联分析的BSO-ELM-AdaBoost风电功率短期预测[J].太阳能学报, 2022, 43(3): 426-432.
YE Jiahao, WEI Xia, HUANG Deqi, et al. Short-term forecast of wind power based on bso-elm-adaboost with grey correlation analysis [J]. Acta Energetica Solaris Sinica, 2022, 43(3): 426-432.
- [22] 高金兰,李豪,邓蒙.基于GAVMD-SGRU模型的风电场短期功率预测[J].吉林大学学报:信息科学版, 2021, 39(6): 647-655.
GAO Jinlan, LI Hao, DENG Meng. Short term power prediction of wind farm based on GAVMD-SGRU model [J]. Journal of Jilin University: Information Science Edition, 2021, 39(6): 647-655.
- [23] 石立贤,金怀平,杨彪,等.基于局部学习和多目标优化的选择性异质集成超短期风电功率预测方法[J].电网技术, 2022, 46(2): 568-577.
SHI Lixian, JIN Huaiping, YANG Biao, et al. Selective heterogeneous ensemble for ultra-short-term wind power forecasting based on local learning and multi-objective optimization [J]. Power System Technology, 2022, 46(2): 568-577.
- [24] 鲁泓壮,丁云飞,汪鹏宇.基于信息融合和堆叠模型的超短期风电功率预测[J].可再生能源, 2022, 40(3): 344-349.
LU Hongzhuang, DING Yunfei, WANG Pengyu. Ultra-short-term wind power forecasting based on information fusion and stacking model [J]. Renewable Energy Resources, 2022, 40(3): 344-349.
- [25] 朱梓彬,孟安波,欧祖宏,等.基于多元模态分解与多目标算法优化的深度集成学习模型的超短期风电功率预测[J].现代电力, 2024, 41(3): 458-469.
ZHU Zhibin, MENG Anbo, OU Zuhong, et al. Ultra-short-term wind power prediction based on deep ensemble learning model using multivariate mode decomposition and multi-objective optimization [J]. Modern Electric Power, 2024, 41(3): 458-469.
- [26] 刘兴,王艳,纪志成.基于随机森林的风电功率短期预测方法[J].系统仿真学报, 2021, 33(11): 2606-2614.
LIU Xing, WANG Yan, JI Zhicheng. Short-term wind power prediction method based on random forest [J]. Journal of System Simulation, 2021, 33(11): 2606-2614.
- [27] 潘霄,张明理,刘德宝,等.基于鲁棒多标签生成对抗的风电场日前出力区间预测[J].电力系统自动化, 2022, 46(10): 216-223.
PAN Xiao, ZHANG Mingli, LIU Debao, et al. Interval prediction of wind farm day-ahead output based on robust multi-label generative adversarial [J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(10): 216-223.
- [28] 叶林,李奕霖,裴铭,等.寒潮天气小样本条件下的短期风电功率组合预测[J].中国电机工程学报, 2023, 43(2): 543-554.
YE Lin, LI Yilin, PEI Ming, et al. Combined approach for short-term wind power forecasting under cold weather with small sample [J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(2): 543-554.
- [29] 周军,王渴心,王岩.融合迁移学习与CGAN的风电集群功率超短期预测[J].电力系统及其自动化学报, 2024, 36(5): 9-18.
ZHOU Jun, WANG Kexin, WANG Yan. Ultra-short-term power forecasting of wind power cluster based on migration learning and CGAN [J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2024, 36(5): 9-18.
- [30] 宋技峰,彭小圣,杨子民,等.基于偏差补偿TCN-LSTM和梯级迁移策略的短期风电功率预测[J].南方电网技术, 2023, 17(12): 71-79.

- SONG Jifeng, PENG Xiaosheng, YANG Zimin, et al. Short-term wind power prediction based on deviation compensation TCN-LSTM and step transfer strategy [J]. *Southern Power System Technology*, 2023, 17(12): 71-79.
- [31] 欧祖宏. 基于模型迁移与数据增强的少样本风电预测方法研究[D]. 广州: 广东工业大学, 2022.
- [32] 苏鹏程. 面向风电时序数据的迁移学习算法研究与应用[D]. 南京: 东南大学, 2019.
- [33] 杨茂, 周宜. 计及风电场状态的风电功率超短期预测[J]. *中国电机工程学报*, 2019, 39(5): 1259-1267.
- YANG Mao, ZHOU Yi. Ultra-short-term prediction of wind power considering wind farm status [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2019, 39(5): 1259-1267.
- [34] 符杨, 任子旭, 魏书荣, 等. 基于改进 LSTM-TCN 模型的海上风电超短期功率预测[J]. *中国电机工程学报*, 2022, 42(12): 4292-4302.
- FU Yang, REN Zixu, WEI Shurong, et al. Ultra-short-term power prediction of offshore wind power based on improved LSTM-TCN model [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2022, 42(12): 4292-4302.
- [35] 王耀健, 顾洁, 温洪林, 等. 基于在线高斯过程回归的短期风电功率概率预测[J]. *电力系统自动化*, 2024, 48(11): 197-207.
- WANG Yaojian, GU Jie, WEN Honglin, et al. Probability prediction of short-term wind power based on online Gaussian process regression [J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2024, 48(11): 197-207.
- [36] 潘春阳, 文书礼, 朱森, 等. 基于概念漂移监测与增量更新机制的超短期风电功率在线预测[J/OL]. *中国电机工程学报*, 2023: 1-12 (2023-12-27) [2024-06-21]. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2107.TM.20231227.0928.002.html>.
- PAN Chunyang, WEN Shuli, ZHU Miao, et al. Online ultra-short-term wind power forecasting based on concept drift detection and incremental updating mechanism [J/OL]. *Proceedings of the CSEE*, 2023: 1-12 (2023-12-27) [2024-06-21]. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2107.TM.20231227.0928.002.html>.
- [37] 李文斌, 熊亚锟, 范祉辰, 等. 持续学习的研究进展与趋势[J]. *计算机研究与发展*, 2024, 61(6): 1476-1496.
- LI Wenbin, XIONG Yakun, FAN Zhichen, et al. Advances and trends of continual learning [J]. *Journal of Computer Research and Development*, 2024, 61(6): 1476-1496.
- [38] 邬永, 王冰, 陈玉全, 等. 融合精细化气象因素与物理约束的深度神经网络在短期风电功率预测中的应用[J]. *电网技术*, 2024, 48(4): 1455-1465.
- WU Yong, WANG Bing, CHEN Yuquan, et al. Application of deep learning model integrating refined meteorological factors and physical constraints in short-term wind power forecasting [J]. *Power System Technology*, 2024, 48(4): 1455-1465.
- [39] 杨茂, 王达, 王小海, 等. 基于数据物理混合驱动的超短期风电功率预测模型[J/OL]. *高电压技术*: 1-11 [2024-06-19]. <https://doi.org/10.13336/j.1003-6520.hve.20230401>.
- YANG Mao, WANG Da, WANG Xiaohai, et al. A ultra short term wind power prediction model based on data physics hybrid drive [J/OL]. *High Voltage Technology*: 1-11 [2024-06-19]. <https://doi.org/10.13336/j.1003-6520.hve.20230401>.
- [40] 蒲天骄, 韩笑. 新型电力系统中人工智能应用的关键技术[J]. *电力信息与通信技术*, 2024, 22(1): 1-13.
- PU Tianjiao, HAN Xiao. Research on key technologies in the application of artificial intelligence in new type power systems [J]. *Electric Power Information and Communication Technology*, 2024, 22(1): 1-13.
- [41] 尚海勇, 刘利强, 齐咏生, 等. 基于数字孪生技术的风电机组建模研究[J]. *太阳能学报*, 2023, 44(5): 391-400.
- SHANG Haiyong, LIU Liqiang, QI Yongsheng, et al. Research on wind turbine modeling based on digital twin technology [J]. *Acta Energiae Solaris Sinica*, 2023, 44(5): 391-400.
- [42] 黄小猛, 林岩鑫, 熊巍, 等. 数值预报 AI 气象大模型国际发展动态研究[J]. *大气科学学报*, 2024, 47(1): 46-54.
- HUANG Xiaomeng, LIN Yanluan, XIONG Wei, et al. Research on international development trends of numerical forecast AI meteorological model [J]. *Transactions of Atmospheric Sciences*, 2024, 47(1): 46-54.
- [43] 李鹏, 余涛, 李立涅, 等. 电力人工智能的演变与展望——从专业智能走向通用智能[J/OL]. *电力系统自动化*, 2024: 1-21 (2024-06-24) [2024-07-15]. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/32.1180.TP.20240621.1336.002.html>.
- LI Peng, YU Tao, LI Licheng, et al. Retrospect and prospect of artificial intelligence for electric power system—from domain intelligence to general intelligence [J/OL]. *Automation of Electric Power Systems*, 2024: 1-21 (2024-06-24) [2024-07-15]. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/32.1180.TP.20240621.1336.002.html>.

收稿日期: 2024-06-21

修回日期: 2024-10-28

作者简介:

李 特(1993), 通信作者(lite15188785502@qq.com), 男, 硕士, 工程师, 主要研究方向为电力数字化系统运维;

黄孜滢(1994), 女, 工程师, 主要研究方向为建筑电气设计。

(责任编辑 郑天茹)

DOI: 10.20097/j.cnki.issn1007-9904.2025.08.006

基于MLSTM-CI的配电系统多时刻量测缺失数据修复

郭凌旭¹, 王天昊², 黄盼^{3*}, 王冬阳⁴, 李振斌²

(1. 国网天津市电力公司, 天津 300143; 2. 国网天津市电力公司电力科学研究院, 天津 300384;
3. 天津大学智能电网教育部重点实验室, 天津 300072; 4. 国网天津市电力公司城南供电分公司, 天津 300202)

摘要:针对配电系统多时刻量测缺失数据修复因误差累积导致准确率降低的问题,提出了一种基于多步长长期记忆神经网络(multi-step long-short term memory, MLSTM)和协方差交叉(covariance intersection, CI)融合的配电系统多时刻量测缺失数据修复方法。首先,将配电系统电流、功率等量测量历史数据降维后,构建不同维度的输入向量矩阵和特征标签矩阵作为模型输入,并训练得到多个不同步长的长短期记忆神经网络(long-short term memory, LSTM)量测数据修复模型。在此基础上,利用CI算法对上述不同步长的LSTM修复模型进行融合,得到多时刻量测缺失数据修复模型。算例分析表明,所提方法可以有效抑制多时刻量测数据修复过程中的误差累积,提高多时刻量测数据的修复准确度。

关键词: 配电系统; 量测缺失数据修复; 长短期记忆神经网络; 协方差交叉

中图分类号: TP18; TM72

文献标志码: A

文章编号: 1007-9904(2025)08-0056-11

Multi-moment Missing Measurement Data Reparation for Power Distribution System Based on MLSTM-CI

GUO Lingxu¹, WANG Tianhao², HUANG Pan^{3*}, WANG Dongyang⁴, LI Zhenbin²

(1.State Grid Tianjin Electric Power Company, Tianjin 300143, China;
2.Electric Power Research Institute of State Grid Tianjin Electric Power Company, Tianjin 300384, China;
3.Key Laboratory of Smart Grid of Ministry of Education, Tianjin University, Tianjin 300072, China;
4.State Grid Tianjin Electric Power Company Chengnan Power Supply Branch, Tianjin 300202, China)

Abstract: Focusing on the problem of accuracy reduction due to error accumulation in multi-moment missing measurement data reparation of the power distribution system, this paper proposes a multi-moment missing measurement data repair method based on multi-step long-short term memory (MLSTM) and covariance intersection (CI) for the power distribution system. Firstly, the historical data of current, power, and other quantity measurements of power distribution system are downsampled to construct the input vector matrix and feature label matrix with different dimensions as model inputs and then trained to obtain multiple long-short term memory (LSTM) measurement data repair models with different time steps. On this basis, the CI algorithm is utilized to fuse the above LSTM repair models with different time steps to obtain a multi-moment missing measurement data repair model for the power distribution system. Example analysis shows that the proposed method can effectively suppress the error accumulation in repairing multi-moment measurement data and improve the reparation accuracy of multi-moment missing data.

Keywords: power distribution system; missing measurement data reparation; long-short term memory neural network; covariance intersection

0 引言

随着新能源发电设备、电动汽车、微网等新型用

电负荷以及虚拟电厂、云储能等新业态的广泛应用,配电系统的运行复杂性大幅增加,急需海量量测数据支撑以实现配电系统的可观、可测、可控。然而,由于量测装置运行工况复杂、通信系统传输时延等因素影响,配电系统量测数据存在大量缺失和错误的问题,严重影响配电系统状态估计、仿真分析以及运行调控的有效性和可信度。因此,如何有效修复

基金项目: 国网天津市电力公司科技项目(电科-研发 2023-51); 国家重点研发计划资助项目(2020YFB0905900)。
Science and Technology Project of State Grid Tianjin Electric Power Company (DEC-R&D 2023-51); National Key Research and Development Program of China (2020YFB0905900).

量测数据是目前配电系统亟须解决的问题之一。

早期的量测数据修复多采用数理统计方法,包括插值法^[1]、矩阵低秩法^[2]、状态估计法^[3]等。其没有考虑数据的时序周期变化特性和空间分布特征,导致修复效果并不理想。近年来,随着机器学习的不断发展,已有学者将其引入电力数据修复应用中。如浅层自动编码器神经网络^[4]、生成式对抗神经网络^[5]、支持向量机算法^[6]等。长短期记忆神经网络(long-short term memory, LSTM)^[7]作为一种改进的循环神经网络(recurrent neural network, RNN),可兼顾数据的时序性和非线性变化特性,非常适合进行配电系统数据修复。文献[8]提出了一种基于LSTM模型的电力系统缺失数据修复方法,实现了对电压数据的恢复。文献[9]提出了一种自回归移动平均模型和LSTM模型的组合预测模型,结合两种模型的优点,对缺失负荷数据进行修复。

然而,以上方法主要针对单时刻缺失量测数据进行修复。针对配电系统量测数据通常呈现连续多时刻缺失问题,在应用时不可避免地产生误差累积。随着缺失时刻维度的增加,修复误差会逐渐增大,严重影响修复效果^[10]。而由于新能源的间歇性和波动性特征^[11],低精度的数据修复已难以满足广泛接入分布式能源的配电系统在观测、调控等方面的需求。

因此,如何有效提升配电系统多时刻量测缺失数据修复的精度至关重要。

为此,有学者提出基于序列到序列(sequence to sequence, Seq2Seq)的多步数据修复模型^[12-16],但如何灵活调整输出序列长度以适应量测数据缺失时段长度的无序变化,是此类模型应用时无法有效解决的难题。

综上,面向配电系统多时刻量测数据缺失的场景,本文提出了基于多步长长短期记忆神经网络-协方差交叉(multi-step long-short term memory-covariance intersection, MLSTM-CI)的配电系统多时刻量测缺失数据修复方法。该方法首先将配电系统电流、功率等量测量历史数据和时间序列特征进行降维,训练得到1、2、4、8、16这5个不同步长的LSTM修复模型。在此基础上,利用CI算法对这5个修复模型进行融合,得到配电系统多时刻量测缺失数据修复模型。

1 基于MLSTM-CI的配电系统多时刻量测缺失数据修复方法框架

所构建的基于MLSTM-CI的配电系统多时刻量测缺失数据修复模型总体框架如图1所示,主要分为模型训练和模型应用两个阶段。

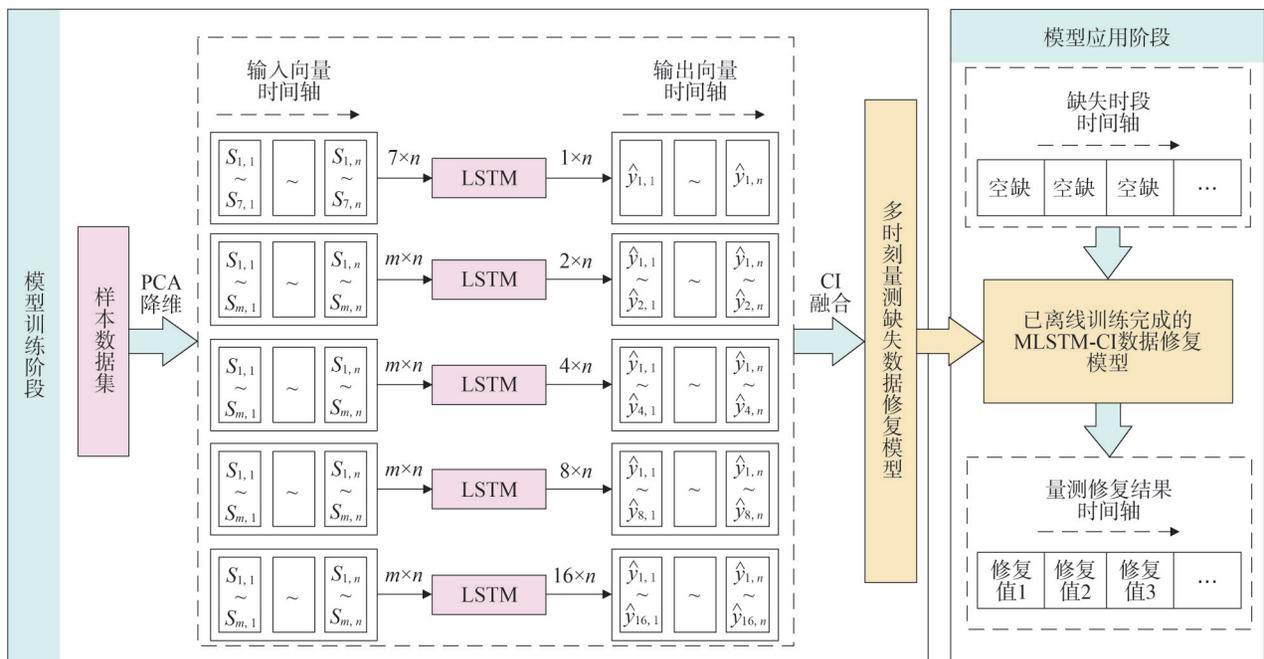


图1 MLSTM-CI数据修复模型框架

Fig.1 Framework of MLSTM-CI data reparation model

1.1 模型训练阶段

模型训练阶段的主要步骤如下。

1) 构建样本矩阵。将电流、功率等量测量的历史数据作为样本数据集,与对应的时间序列特征、日期类型等影响因素共同构成样本矩阵。

2) 构建输入向量矩阵。基于主成分分析(principal component analysis, PCA)方法对样本矩阵进行降维处理,生成与待预测时刻数据相对应的输入向量矩阵。第*i*个时间断面的输入特征向量为 $[s_{1,i}, s_{2,i}, \dots, s_{m,i}]^T$,其中,*m*为特征数,*i* = 1, 2, ..., *n*, *n*为时刻数。

3) 构建特征标签矩阵。基于待预测时刻数据,构建步长为1、2、4、8、16的特征标签矩阵,第*i*个时间断面的特征标签向量为 $[y_{1,i}, y_{2,i}, \dots, y_{p,i}]^T$,其中,*p*为预测模型步长(*p* = 1, 2, 4, 8, 16)。

4) 采用粒子群优化的长短期记忆神经网络(particle swarm optimized-LSTM, PSO-LSTM)预测模型,训练得到1、2、4、8、16步长的5个步长的PSO-LSTM预测模型。第*i*个时间断面模型的输出数据向量为 $[\hat{y}_{1,i}, \hat{y}_{2,i}, \dots, \hat{y}_{p,i}]^T$ 。

5) 利用CI算法对上述5个步长的PSO-LSTM预测模型进行融合,得到适用于多时刻量测缺失数据的修复模型。

1.2 模型应用阶段

首先,基于前序时刻量测量历史数据以及时间序列特征,按照模型训练阶段的方式构建不同步长的输入向量矩阵。其次,将其作为模型的输入,调用训练好的量测数据修复模型,模型的输出值即为缺失数据对应的修复值。

2 MLSTM-CI数据修复模型训练

MLSTM-CI数据修复模型训练包括模型输入数据构建、PSO-LSTM模型构建和CI融合模型构建三部分。

2.1 模型输入数据构建

模型输入数据包括输入向量矩阵和特征标签矩阵,为更好地说明矩阵物理意义,本节矩阵均用多个行向量表示。

2.1.1 输入向量矩阵的构建

1) 样本矩阵的构建。

针对1、2、4、8和16这5个不同步长,选取时间

序列特征、日期类型与量测量历史数据,基于滑动窗口法构建对应的样本矩阵,滑动窗口步长为1。

单个滑动窗口的样本矩阵构建方法如下。

对于1步长模型,构建样本矩阵 $[s_1, s_2, s_3, s_4, s_5, s_6, s_7]^T \in R^{m \times n}$,其中,*m*为特征数(此处*m* = 7),*n*为数据集长度(即待预测时刻数),*R*为实数矩阵集合, $s_1, s_2, s_3, s_4, s_5, s_6, s_7$ 分别为与*n*个待预测时刻数据对应的*n*个前一时刻数据、*n*个一天前对应时刻数据、*n*个两天前对应时刻数据、*n*个三天前对应时刻数据、*n*个一周前对应时刻数据、*n*个两周前对应时刻数据、*n*个三周前对应时刻数据的向量。

对于2步长、4步长、8步长和16步长的预测模型,构建样本矩阵 $[s_1, s_2, \dots, s_{3N}, s_{3N+1}, s_{3N+2}, s_{3N+3}]^T \in R^{k \times n}$,其中,*k* = 3*N* + 3; *N*为一天的数据总量(与量测量采样间隔有关,假设采样间隔为15 min,则*N*为96); $s_1 \sim s_{3N}$ 为*n*个待预测时刻的前三天所有历史数据向量; s_{3N+1} 和 s_{3N+2} 为*n*个待预测时刻所在日的时间序列特征向量; s_{3N+3} 为*n*个待预测时刻所在日的类型向量, s_{3N+3} 的每个元素节假日为1、工作日为0。

采用极坐标编码方式,应用sin和cos函数对时间序列特征进行编码,以第*i*个时间断面为例,具体计算方法如式(1)所示。

$$\begin{cases} s_{3N+1,i} = \cos(2\pi q/\vartheta) \\ s_{3N+2,i} = \sin(2\pi q/\vartheta) \end{cases}, q \in \{0, 1, 2, \dots, 6\} \quad (1)$$

式中: ϑ 为周期, $\vartheta = 6$ 。

2) PCA特征降维。

对于1步长预测模型构建的 $7 \times n$ 维样本矩阵,不采用PCA降维,输入向量矩阵即为样本矩阵。

针对2步长、4步长、8步长和16步长预测模型构建的 $k \times n$ 维样本矩阵,应用PCA方法对原始样本矩阵进行降维处理,得到最终的输入向量矩阵。将原样本矩阵降为 $m \times n$ 维,其中, $m = \lfloor k/2 \rfloor$, $\lfloor \cdot \rfloor$ 为取整^[17]。

2.1.2 特征标签矩阵的构建

5个不同步长预测模型的特征标签矩阵构建方法如下。

对于1步长预测模型,构建特征标签矩阵 $y_1^{(p)} \in R^{p \times n}$,此处*p* = 1, $y_1^{(1)} = [y_{1,1}^{(1)}, y_{1,2}^{(1)}, \dots, y_{1,n}^{(1)}]$,为*n*个待预测时刻数据向量。

对于2、4、8、16步长的预测模型,分别构建对应

步长的特征标签矩阵 $[\mathbf{y}_1^{(p)}, \mathbf{y}_2^{(p)}, \dots, \mathbf{y}_p^{(p)}]^T \in R^{p \times n}$ 。其中, $p = 2, 4, 8, 16$, $\mathbf{y}_p^{(p)} = [y_{p,1}^{(p)}, y_{p,2}^{(p)}, \dots, y_{p,n}^{(p)}]$ 。 $\mathbf{y}_1^{(p)} \sim \mathbf{y}_p^{(p)}$ 分别为 n 个待预测时段中的 n 个第一时刻数据、 n 个第二时刻数据等的向量。

2.2 PSO-LSTM 模型构建

2.2.1 不同步长的 LSTM 模型构建

LSTM 的基本单元由细胞状态、遗忘门、输入门和输出门组成^[18-19]。LSTM 的基本结构如图 2 所示。

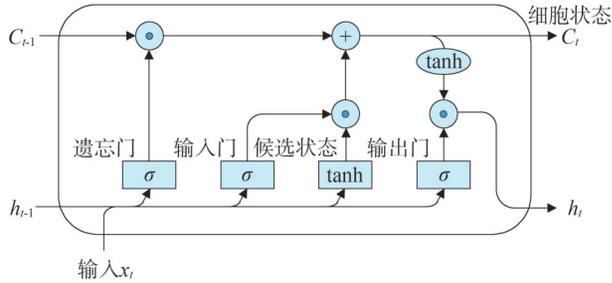


图 2 LSTM 结构图

Fig.2 Structure diagram of LSTM

细胞状态用于保存每一时刻的重要信息。遗忘门用于生成对上一层细胞状态中信息的筛选概率值,即决定上一个细胞状态中信息的去留。输入门用于处理前一时刻的 LSTM 模型状态和当前时刻的输入信息,并生成筛选概率值,以确定哪些信息需要被添加进细胞状态中,实现对细胞状态中存储信息的更新。输出门用于确定基于细胞状态的内容而选择性输出的值。

为便于计算,将 2.1 节得到的单个滑动窗口用行向量表示的输入向量矩阵,改用多个列向量表示, $\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_t, \dots, \mathbf{x}_n]$, $\mathbf{X} \in R^{m \times n}$, $\mathbf{x}_t \in R^{m \times 1}$ 为 t 时刻 LSTM 的输入。其中,1 步长模型中, $m = 7$; 2、4、8、16 步长模型中, $m = [k/2]$ 。单个滑动窗口的特征标签矩阵,同样改用多个列向量表示, $\mathbf{Z} = [z_1, z_2, \dots, z_t, \dots, z_n]$, $\mathbf{Z} \in R^{p \times n}$, $z_t \in R^{p \times 1}$ 为 t 时刻的特征标签, $p = 1, 2, 4, 8, 16$ 对应不同步长模型。同时,设得到的单个滑动窗口的输出数据矩阵 $\hat{\mathbf{Z}} = [z_1, z_2, \dots, z_t, \dots, \hat{z}_n]$, $\hat{\mathbf{Z}} \in R^{p \times n}$, $\hat{z}_t \in R^{p \times 1}$ 为 t 时刻 p 步长模型的输出,由 LSTM 输出门的输出向量 \mathbf{o}_t 经过全连接层计算得到。

三个门结构计算为:

$$f_t = \sigma(\mathbf{W}_f \mathbf{x}_t + \mathbf{U}_f \mathbf{h}_{t-1} + \mathbf{b}_f) \quad (2)$$

$$\mathbf{i}_t = \sigma(\mathbf{W}_i \mathbf{x}_t + \mathbf{U}_i \mathbf{h}_{t-1} + \mathbf{b}_i) \quad (3)$$

$$\mathbf{o}_t = \sigma((\mathbf{W}_o \mathbf{x}_t + \mathbf{U}_o \mathbf{h}_{t-1} + \mathbf{b}_o)) \quad (4)$$

式中: f_t, \mathbf{i}_t 分别为 t 时刻遗忘门、输入门的输出值向量,即生成的筛选概率值; \mathbf{h}_{t-1} 为 $t-1$ 时刻 LSTM 的隐含层状态向量; $\mathbf{W}_f, \mathbf{W}_i, \mathbf{W}_o$ 分别为输入 \mathbf{x}_t 到各个门的权值矩阵; $\mathbf{U}_f, \mathbf{U}_i, \mathbf{U}_o$ 分别为隐含层 \mathbf{h}_{t-1} 到各个门的权值矩阵; $\mathbf{b}_f, \mathbf{b}_i, \mathbf{b}_o$ 分别为各个门对应的偏置值向量; σ 为 sigmoid 函数^[20-22]。

基于遗忘门和输入门生成的筛选概率值,更新细胞状态,计算公式为:

$$\tilde{\mathbf{C}}_t = \tanh(\mathbf{W}_c \mathbf{x}_t + \mathbf{U}_c \mathbf{h}_{t-1} + \mathbf{b}_c) \quad (5)$$

$$\mathbf{C}_t = f_t \circ \mathbf{C}_{t-1} + \mathbf{i}_t \circ \tilde{\mathbf{C}}_t \quad (6)$$

式中: $\tilde{\mathbf{C}}_t$ 为 t 时刻 LSTM 的候选状态向量(中间状态向量),表示 LSTM 在 t 时刻对 \mathbf{x}_t 和 \mathbf{h}_{t-1} 的初步特征提取; $\mathbf{W}_c, \mathbf{U}_c, \mathbf{b}_c$ 分别为特征提取过程中 \mathbf{x}_t 的权值矩阵、 \mathbf{h}_{t-1} 的权值矩阵、偏置值向量; $\mathbf{C}_{t-1}, \mathbf{C}_t$ 分别为 $t-1$ 时刻和 t 时刻的细胞状态向量; \tanh 为双曲正切函数; \circ 为 Hadamard 积。

t 时刻 LSTM 隐含层状态向量 \mathbf{h}_t 的计算公式为

$$\mathbf{h}_t = \mathbf{o}_t \circ \tanh(\mathbf{C}_t) \quad (7)$$

2.2.2 基于 PSO 的超参数优化

超参数的选择直接影响 LSTM 模型的性能和泛化能力,本文应用 PSO 算法^[23-24]对 LSTM 模型的超参数进行优化。通过 PSO 的应用,可以有效避免基于经验或人工调整超参数选择带来的效率低、耗时长等问题。

在 PSO 算法中,问题的每个候选解都被抽象为一个粒子,每个粒子具有位置属性和速度属性。其中,位置属性表示超参数,包括 LSTM 网络层数、神经元数量和学习率。速度属性决定粒子移动的方向和速率。

PSO 优化 LSTM 模型超参数的具体过程如下。

1) 设种群粒子数为 K (文中 $K = 20$)、搜索空间为 d 维(文中 $d = 3$),随机初始化每个粒子的位置向量 $\boldsymbol{\tau}$ 、速度向量 $\boldsymbol{\eta}$ 、第 j 个粒子的个体最优解向量 $\boldsymbol{\Phi}_{\text{best},j}$ 以及群体最优解向量 $\boldsymbol{\Gamma}_{\text{best}}$,设当前迭代次数为 1。

2) 评估各粒子的适应度函数。将 LSTM 模型的损失函数作为适应度函数,即均方根误差函数(root mean square error, RMSE),其公式为

$$R_{MSE} = \sqrt{\frac{1}{pn} \sum_{w=1}^p \sum_{i=1}^n (z_{wi} - \hat{z}_{wi})^2} \quad (8)$$

式中: z_{wi} 为特征标签矩阵中第 w 行第 i 列数据(真实值); \hat{z}_{wi} 为输出据矩阵中第 w 行第 i 列数据(预测值)。

3)更新最佳适应度。根据上一步适应度评估结果,更新各粒子的个体最优解 $\Phi_{best,j}$;根据整个种群的最佳适应度值,更新群体最优解 Γ_{best} 。

4)更新粒子的速度和位置属性。

$$\eta_j(\xi + 1) = \delta \eta_j(\xi) + c_1 r_1 [\Phi_{best,j} - \tau_j(\xi)] + c_2 r_2 [\Gamma_{best} - \tau_j(\xi)], j = 1, 2, \dots, K, r_1, r_2 \in [0, 1] \quad (9)$$

$$\tau_j(\xi + 1) = \tau_j(\xi) + \lambda \eta_j(\xi + 1), j = 1, 2, \dots, K \quad (10)$$

式中: $\eta_j(\xi)$ 、 $\tau_j(\xi)$ 分别为第 j 个粒子在第 ξ 次迭代时的速度向量、位置向量,均为 d 维列向量; δ 为惯性权重; c_1 、 c_2 为正的学习因子; r_1 、 r_2 为均匀分布的随机数; λ 为速度系数; Γ_{best} 和 $\Phi_{best,j}$ 也为 d 维列向量。

5)判断迭代次数是否达到设定上限,若为否,则转至3);反之,输出群体最优解(最优超参数)。

2.3 不同步长 PSO-LSTM 模型训练

1、2、4、8、16步长的 PSO-LSTM 预测模型训练的流程如图3所示。

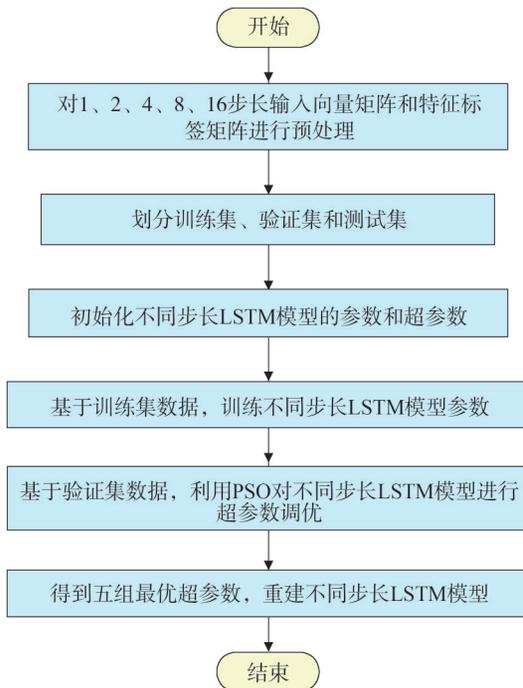


图3 不同步长 PSO-LSTM 预测模型训练流程

Fig.3 Flow chart of PSO-LSTM prediction model training with different timesteps

不同步长 PSO-LSTM 预测模型训练的具体步骤如下。

步骤1:数据预处理。采用 min-max 归一化方法,将2.2节针对1、2、4、8、16步长构建的输入向量矩阵 X 和特征标签矩阵 Z 进行归一化处理。

步骤2:划分训练集、验证集和测试集。将归一化后的 X 和 Z 按照7:1:2的比例、按列划分为训练集 ($[x_1, x_2, \dots, x_{[0.7n]}]$ 、 $[z_1, z_2, \dots, z_{[0.7n]}]$)、验证集 ($[x_{[0.7n]+1}, \dots, x_{[0.8n]}]$ 、 $[z_{[0.7n]+1}, \dots, z_{[0.8n]}]$) 与测试集 ($[x_{[0.8n]+1}, \dots, x_n]$ 、 $[z_{[0.8n]+1}, \dots, z_n]$)。训练集用于训练模型和确定参数,验证集用于超参数调优,测试集用于测试模型准确度^[25]。

步骤3:设置初始参数。设置最大迭代次数、批处理大小、执行环境等,并采用 Xavier initialization 方法对模型参数进行初始化;设定超参数优化的范围,包括 LSTM 网络层数、神经元数量和学习率。

步骤4:利用初始化后的 LSTM 模型对预处理后的不同步长数据进行训练。训练过程中,采用 Adam 算法作为模型参数训练的优化器,并通过梯度下降法进行参数更新。

步骤5:超参数调优。利用 PSO 算法对不同步长 LSTM 模型进行超参数调优。得到1、2、4、8、16步长的5个 PSO-LSTM 最优模型。

2.4 模型的 CI 融合

CI 融合是一种用于多传感器或多模型数据融合的方法,可以实现多个存在冲突模型的融合估计。同时,CI 融合方法不依赖于模型间的精确关系,在模型存在误差或异常值时,仍然能够提供鲁棒的融合结果,并适用于非线性系统。

对于2.3节训练得到的5个不同步长的 PSO-LSTM 预测模型,选用部分训练集数据进行 CI 融合的参数计算^[26]。具体步骤如下。

1) $\hat{z}^{(1)} \in R^{1 \times l}$ 、 $\hat{z}^{(2)} \in R^{1 \times l}$ 、 $\hat{z}^{(4)} \in R^{1 \times l}$ 、 $\hat{z}^{(8)} \in R^{1 \times l}$ 、 $\hat{z}^{(16)} \in R^{1 \times l}$ 分别为1、2、4、8、16步长这5个 PSO-LSTM 预测模型的第一个时刻的预测输出向量(即输出数据矩阵 \hat{Z} 的第一行元素),其中, l 为选取的数据集长度。其估计方差分别为 $\hat{P}_1 = \text{diag}[\hat{p}_1^{(1)}, \dots, \hat{p}_l^{(1)}]$ 、 $\hat{P}_2 = \text{diag}[\hat{p}_1^{(2)}, \dots, \hat{p}_l^{(2)}]$ 、 $\hat{P}_4 = \text{diag}[\hat{p}_1^{(4)}, \dots, \hat{p}_l^{(4)}]$ 、 $\hat{P}_8 = \text{diag}[\hat{p}_1^{(8)}, \dots, \hat{p}_l^{(8)}]$ 、 $\hat{P}_{16} = \text{diag}[\hat{p}_1^{(16)}, \dots, \hat{p}_l^{(16)}]$, 其中, $\text{diag}[\cdot]$ 为对角矩阵符。

$\hat{\rho}_l^{(1)}$ 的计算公式如式(11)所示,其他方差值计算以此类推。

$$\hat{\rho}_l^{(1)} = (z_l^{(1)} - \hat{z}_l^{(1)})^2 \quad (11)$$

式中: $z_l^{(1)}$ 为第 l 个真实值; $\hat{z}_l^{(1)}$ 为第 l 个预测值。

2) 计算多时刻量测缺失数据修复模型的 CI 融合协方差矩阵 \hat{P}_{CI} 。

$$\hat{P}_{CI} = [\omega_1 \hat{P}_1^{-1} + \omega_2 \hat{P}_2^{-1} + \omega_4 \hat{P}_4^{-1} + \omega_8 \hat{P}_8^{-1} + \omega_{16} \hat{P}_{16}^{-1}]^{-1} \quad (12)$$

式中: $\omega_1, \omega_2, \omega_4, \omega_8, \omega_{16}$ 分别为各模型预测结果在修复模型中的权值系数。

协方差越小说明估计越稳定可靠。因此,将协方差的计算转换为一个满足式(13)最小化非线性性能指标 J 的优化问题。

$$\begin{aligned} \min J &= \min_{\omega_1, \omega_2, \omega_4, \omega_8, \omega_{16}} T_{\text{race}}(\hat{P}_{CI}) \\ &= \min_{\omega_1, \omega_2, \omega_4, \omega_8, \omega_{16}} T_{\text{race}}([\omega_1 \hat{P}_1^{-1} + \omega_2 \hat{P}_2^{-1} + \omega_4 \hat{P}_4^{-1} + \omega_8 \hat{P}_8^{-1} + \omega_{16} \hat{P}_{16}^{-1}]^{-1}) \end{aligned} \quad (13)$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} \omega_1, \omega_2, \omega_4, \omega_8, \omega_{16} \in [0, 1] \\ \omega_1 + \omega_2 + \omega_4 + \omega_8 + \omega_{16} = 1 \end{cases} \quad (14)$$

式中: $T_{\text{race}}(\cdot)$ 为矩阵的迹。

3) 采用顺序最小二乘法优化性能指标 J , 求解上述优化问题, 得到最优权值系数。

4) 基于 CI 融合协方差、各模型的估计方差以及求解得到的最优权值系数, 计算 CI 融合结果 \hat{z}_{CI} 。

$$\hat{z}_{CI} = \hat{P}_{CI} [\omega_1 \hat{P}_1^{-1} \hat{z}_l^{(1)} + \omega_2 \hat{P}_2^{-1} \hat{z}_l^{(2)} + \omega_4 \hat{P}_4^{-1} \hat{z}_l^{(4)} + \omega_8 \hat{P}_8^{-1} \hat{z}_l^{(8)} + \omega_{16} \hat{P}_{16}^{-1} \hat{z}_l^{(16)}] \quad (15)$$

3 MLSTM-CI 模型应用

3.1 量测修复

在模型应用时, 基于前序时刻量测量历史数据和当前时刻量测数据的缺失情况, 调用训练好的 MLSTM-CI 量测数据修复模型对缺失数据进行修复。量测修复流程如图 4 所示。

量测修复的主要步骤如下。

步骤 1: 获取前序时刻和当前时刻的量测量数据。

步骤 2: 判断当前时刻量测量数据是否缺失, 若未缺失, 转至步骤 4; 若缺失, 则基于量测量历史数据, 构造输入向量矩阵(具体方法见 2.1 节), 并进行数据预处理(具体方法见 2.3 节)。

步骤 3: 调用已经训练得到的多时刻量测缺失数据修复模型进行修复, 即首先得到对应的 5 个 PSO-

LSTM 模型预测结果, 再基于式(15)对各模型预测结果进行融合, 完成对当前时刻缺失数据的修复。

步骤 4: 本轮算法结束, 并等待下一轮量测数据。

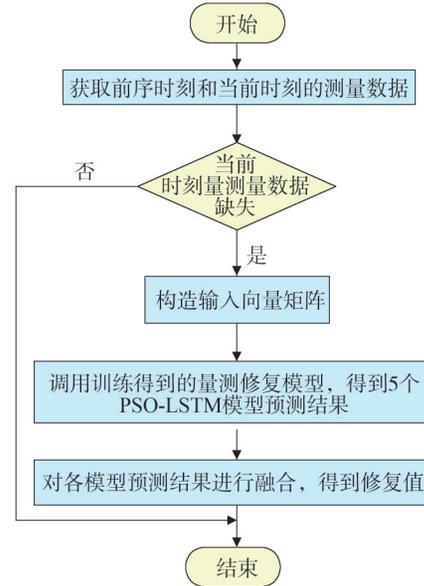


图 4 量测修复流程图

Fig.4 Flow chart of the measurement reparation

3.2 评价指标

为综合考虑修复值与真实值之间的相对误差和绝对误差, 本文采用以下几种误差值来衡量模型修复的准确度。

1) 平均绝对误差 (mean absolute error, MAE)。

$$M_{AE} = \frac{1}{M} \sum_{\mu=1}^M |\hat{v}_{\mu} - v_{\mu}| \quad (16)$$

2) 均方根误差 (root mean square error, RMSE)。

$$R_{MSE} = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{\mu=1}^M (\hat{v}_{\mu} - v_{\mu})^2} \quad (17)$$

3) 平均绝对百分比误差 (mean absolute percentage error, MAPE)。

$$M_{APE} = \frac{100\%}{M} \sum_{\mu=1}^M \left| \frac{\hat{v}_{\mu} - v_{\mu}}{v_{\mu}} \right| \quad (18)$$

4) 决定系数 R^2 。

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{\mu=1}^M (v_{\mu} - \hat{v}_{\mu})^2}{\sum_{\mu=1}^M (v_{\mu} - \bar{v})^2} \quad (19)$$

式中: M 为数据总数; \hat{v}_{μ} 为第 μ 个修复值; v_{μ} 为第 μ 个真实值; \bar{v} 为所有真实值的平均值。

4 算例分析

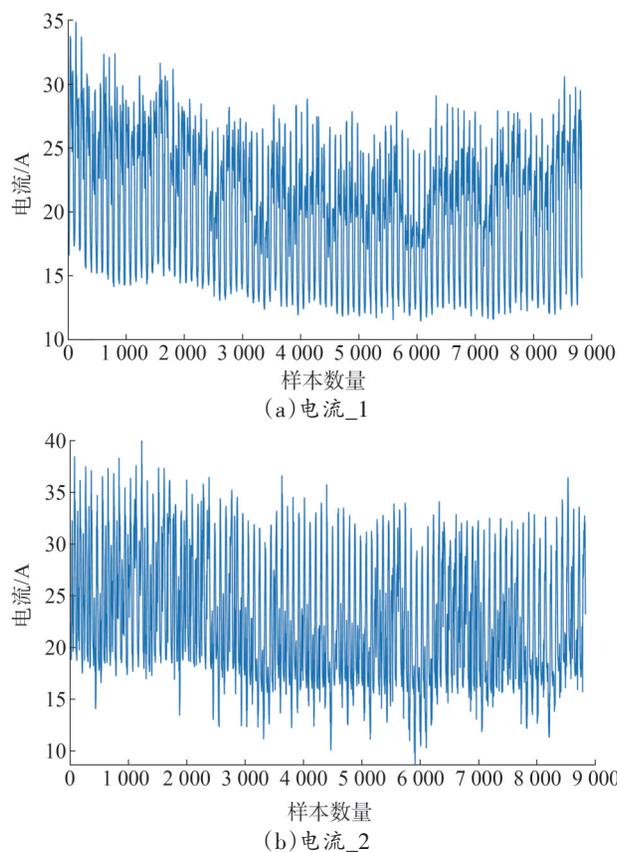
4.1 算例说明

为验证所提模型的性能,从以下两个方面设置算例:

1)将所提 MLSTM-CI 模型与人工神经网络(artificial neural network, ANN)、门控循环单元(gated recurrent unit, GRU)、PSO-LSTM 模型在不同时间步下的修复准确性方面进行对比分析,以验证所提模型的有效性。

2)将所提模型与固定步长的 LSTM 模型在不同时间步下的修复准确性进行对比分析,以说明 CI 方法对模型性能的影响。

选取两个地区(地区一、地区二)的 10 kV 配电系统作为实验对象,选取地区一、地区二馈线出口处的负荷开关 2022 年 3 月 1 日至 5 月 31 日的 A 相电流量测数据,以及地区一某用户 2022 年 3 月 1 日至 5 月 31 日的有功功率量测数据作为样本数据集(称为电流_1、电流_2、有功功率_1 数据集),采样间隔均为 15 min,每天采集 96 个样本点,即每个数据集包含的数据样本数量为 8 832。3 个样本数据集的整体分布如图 5 所示。



(c)有功功率_1

图5 原始量测数据分布

Fig.5 Distribution of the original measurement data

4.2 算例结果和分析

4.2.1 MLSTM-CI模型的有效性

为验证所提模型的有效性,分别采用基于 ANN、GRU 和 PSO-LSTM 模型的单步递归方法进行多步缺失数据的修复,并与所提模型进行对比。

不同缺失时段下各模型的修复误差如表 1 所示。其中,1-Lack、12-Lack 和 24-Lack 分别表示数据连续缺失时刻为 1、12、24。考虑缺失时段最后时刻数据的修复误差最大,因此基于最后一个时间步的修复值和真实值来计算误差。表 1 中加粗数据表示在不同缺失情况下,每个数据集的最优指标。

从表 1 可以看出:

1)所提 MLSTM-CI 模型除在电流_2 数据集的 1-Lack 上表现为次优外,在其他所有情况下的性能均为最优,即相对修复误差(用 MAPE 值衡量)和绝对修复误差(用 RMSE 和 MAE 值衡量)均能保持最低。

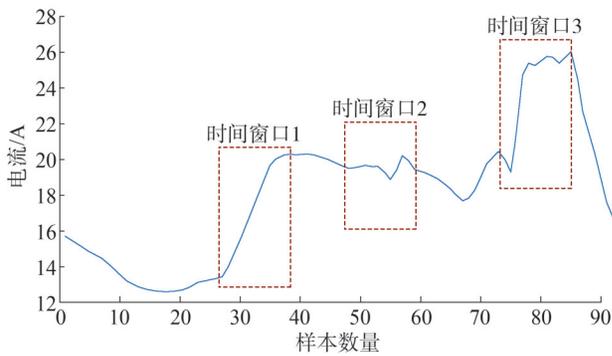
2)所提模型的决定系数(R^2)均保持最高。说明所提 MLSTM-CI 模型具有较好的拟合性能。

图 6 给出了缺失时段为 12 个时间步情况下,电流_1 数据集的部分时间窗口修复结果,其中,时间窗口 1、时间窗口 2、时间窗口 3 为随机选取的 3 个“12-Lack”缺失时段。可以看出,所提 MLSTM-CI 模型的修复值曲线与真实值曲线间的拟合程度最好。

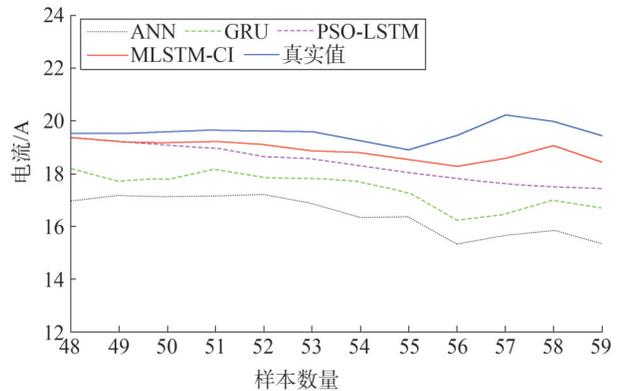
表1 不同模型在不同时间步下的修复误差对比
Table 1 Comparison of repair errors of different models under different time steps

数据集	模型	MAE/(A 或 kW) ^①			RMSE/(A 或 kW) ^①			MAPE/%			R ²		
		1-Lack	12-Lack	24-Lack	1-Lack	12-Lack	24-Lack	1-Lack	12-Lack	24-Lack	1-Lack	12-Lack	24-Lack
电流_1	ANN	0.26	0.49	0.66	0.32	0.61	0.81	2.06	4.68	6.15	0.78	0.68	0.57
	GRU	0.18	0.42	0.58	0.24	0.53	0.73	1.51	4.05	5.56	0.92	0.83	0.72
	PSO-LSTM	0.14	0.30	0.42	0.22	0.39	0.56	1.43	3.01	4.21	0.96	0.90	0.82
	MLSTM-CI	0.13	0.19	0.24	0.17	0.26	0.32	1.12	1.98	2.43	0.98	0.94	0.89
电流_2	ANN	0.78	1.16	1.41	0.96	1.40	1.68	4.57	7.34	9.25	0.65	0.54	0.40
	GRU	0.55	0.99	1.22	0.69	1.21	1.49	3.30	6.35	8.22	0.82	0.67	0.54
	PSO-LSTM	0.46	0.72	0.87	0.60	0.92	1.10	2.85	4.81	6.06	0.91	0.77	0.67
	MLSTM-CI	0.47	0.55	0.60	0.60	0.70	0.77	2.87	3.68	4.22	0.91	0.86	0.80
有功功率_1	ANN	0.91	2.17	3.92	1.14	2.66	4.80	3.00	5.63	7.65	0.71	0.57	0.46
	GRU	0.66	1.75	3.33	0.84	2.20	4.17	2.21	4.66	6.66	0.88	0.76	0.61
	PSO-LSTM	0.60	1.32	2.08	0.79	1.71	2.70	2.08	3.62	4.30	0.94	0.85	0.75
	MLSTM-CI	0.51	1.03	1.67	0.69	1.35	2.19	1.80	2.86	3.50	0.97	0.92	0.86

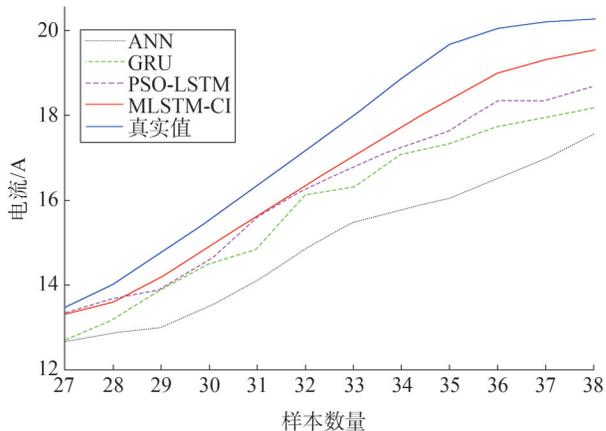
①注:数据集“电流_1”和“电流_2”的单位为A;数据集“有功功率_1”的单位为kW。



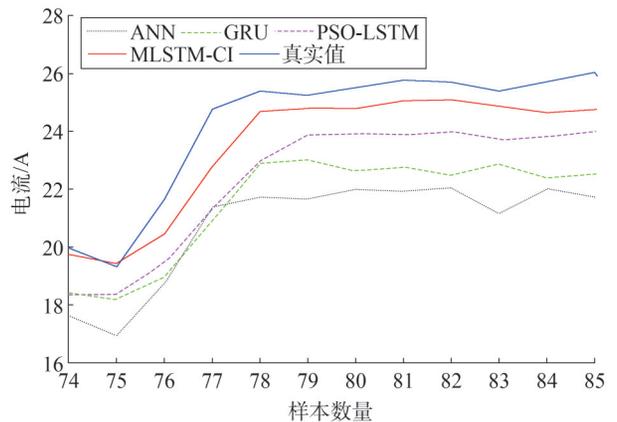
(a)原始数据



(c)时间窗口2的修复结果



(b)时间窗口1的修复结果



(d)时间窗口3的修复结果

图6 不同时间窗口的修复结果

Fig.6 Repair results in different time windows

为进一步分析所提模型对误差累积的抑制效果,图7给出了各模型对电流_1数据集缺失时段为12个时间步的修复误差累积。

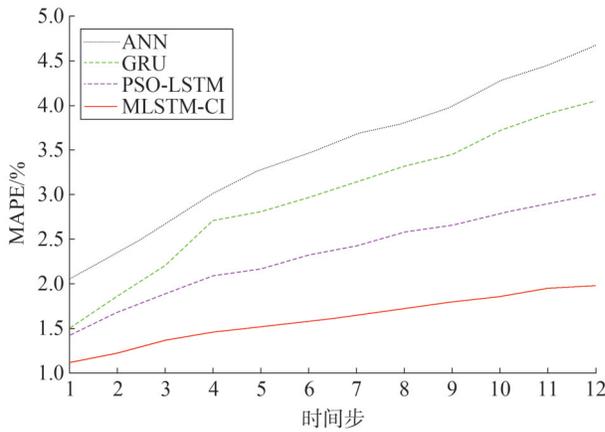


图7 各模型修复误差累积

Fig.7 Repair error accumulation of each model

从图7可以看出:

1)对比模型的修复误差均随时间步的变化有明显增加。这是因为随着修复时间步的增加,模型输入数据中包含的非真实信息越多,所引入的

累积误差会逐渐增大,从而导致多步修复性能降低。

2)所提MLSTM-CI模型的修复误差,随时间步的变化增加幅度明显低于其他模型。例如,当时间步从1增加至12时,PSO-LSTM模型的修复误差增加了1.58个百分点,而MLSTM-CI模型误差仅增加了0.86个百分点。

这是因为,虽然实际量测数据本身存在着不确定性,在多步长预测中会被放大,导致所提模型的误差也会随着时间步的变化出现累积。但由于所提模型在输入向量矩阵和特征标签矩阵构造时包含的信息更多,降低了非真实数据信息对模型预测精度的影响,因此可以有效抑制累积误差对模型性能的影响。

4.2.2 消融实验

为验证所提模型中CI方法对修复性能的影响,设置的对比实验包括2、4、8、16固定步长LSTM模型(分别记作LSTM₂、LSTM₄、LSTM₈、LSTM₁₆)。这里以电流_1数据集为研究对象,消融实验结果如表2所示。其中,48-Lack表示数据连续缺失时刻为48,表中加粗数据表示在不同缺失情况下的最优指标。

表2 消融实验修复结果

Table 2 Repair results of ablation experiment

模型	MAE/A			RMSE/A			MAPE/%			R ²		
	1-Lack	24-Lack	48-Lack	1-Lack	24-Lack	48-Lack	1-Lack	24-Lack	48-Lack	1-Lack	24-Lack	48-Lack
LSTM ₂	0.13	0.41	0.88	0.18	0.51	1.09	1.22	3.83	5.60	0.97	0.80	0.67
LSTM ₄	0.15	0.38	0.81	0.19	0.48	1.03	1.24	3.67	5.25	0.96	0.82	0.71
LSTM ₈	0.16	0.29	0.63	0.21	0.38	0.82	1.33	2.93	4.22	0.94	0.87	0.77
LSTM ₁₆	0.20	0.30	0.62	0.25	0.39	0.81	1.62	2.96	4.19	0.92	0.86	0.78
MLSTM-CI	0.13	0.24	0.54	0.17	0.32	0.71	1.12	2.43	3.62	0.98	0.89	0.82

由表2的实验结果可以看出:

相比于固定步长LSTM模型(LSTM₂、LSTM₄、LSTM₈、LSTM₁₆),采用CI融合的MLSTM-CI模型的修复性能得到进一步提升。例如,在24时间步条件下,MAE、RMSE和MAPE值分别下降了0.05~0.17 A、0.06~0.19 A和0.50~1.40个百分点,R²值提升了0.02~0.09,修复准确性(用1-M_{APE}衡量)提升了0.50~1.40个百分点。

5 结论

针对配电系统多时刻量测缺失数据修复因误差累积导致准确率降低的问题,文中提出了基于MLSTM-CI的配电系统多时刻量测缺失数据修复方法,并基于实际配电系统的量测数据验证了所提模型的有效性。通过算例分析,得到如下结论:

1)相对于递归多步修复方法由于误差累积造成

的修复准确性下降问题,文中所提模型通过多步长LSTM模型的交叉融合,可有效抑制累积误差对修复效果的影响,多时刻修复准确性最大可提升约5.03个百分点。

2)相对于固定步长LSTM模型由于数据缺失时段无序变化造成的修复准确性下降问题,CI融合方法通过整合多个模型,提供更为精准的融合估计,可有效提高多时刻缺失数据的修复准确度,多时刻修复准确性最大可提升约1.98个百分点。

参考文献

- [1] 刘灏,杨智伟,毕天姝,等.基于优先级分配策略的PMU数据恢复方法[J].电网技术,2018,42(9): 2814-2820.
LIU Hao, YANG Zhiwei, BI Tianshu, et al. PMU data recovery method based on priority allocation strategy [J]. Power System Technology, 2018, 42(9): 2814-2820.
- [2] 裴建华,王镜毓,陶冶,等.基于降阶核范数的PMU数据快速恢复方法[J].中国电机工程学报,2022,42(4): 1388-1402.
PEI Jianhua, WANG Jingyu, TAO Ye, et al. Fast PMU measurements recovery algorithm based on reduced nuclear norm [J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(4): 1388-1402.
- [3] FAN L L, WEHBE Y. Extended Kalman filtering based real-time dynamic state and parameter estimation using PMU data [J]. Electric Power Systems Research, 2013, 103: 168-177.
- [4] MIRANDA V, KRSTULOVIC J, KEKO H, et al. Reconstructing missing data in state estimation with autoencoders [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2012, 27(2): 604-611.
- [5] WANG Z Y, WANG D, DUAN Q, et al. Missing load situation reconstruction based on generative adversarial networks [C]//2020 IEEE/IAS Industrial and Commercial Power System Asia (I&CPS Asia). IEEE, 2020: 1528-1534.
- [6] 徐良德,郭挺,雷才嘉,等.基于支持向量机的网格化电网负荷预测算法设计[J].电子设计工程,2024,32(3): 12-16.
XU Liangde, GUO Ting, LEI Caijia, et al. Design of grid power network load forecasting algorithm based on Support Vector Machine [J]. Electronic Design Engineering, 2024, 32(3): 12-16.
- [7] HOCHREITER S, SCHMIDHUBER J. Long short-term memory [J]. Neural Computation, 1997, 9: 1735-1780.
- [8] GUO X L, ZHU S J, YANG Z W, et al. Consecutive missing data recovery method based on long-short term memory network [C]//2021 3rd Asia Energy and Electrical Engineering Symposium (AEEES). IEEE, 2021: 988-992.
- [9] CHEN S, LIN R H, ZENG W. Short-term load forecasting method based on ARIMA and LSTM [C]//2022 IEEE 22nd International Conference on Communication Technology (ICCT). IEEE, 2022: 1913-1917.
- [10] FAN C, WANG J Y, GANG W J, et al. Assessment of deep recurrent neural network-based strategies for short-term building energy predictions [J]. Applied Energy, 2019, 236: 700-710.
- [11] 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,1-12[2024-09-10].
<http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2107.TM.20240402.1440.024.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, 1-12[2024-09-10]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2107.TM.20240402.1440.024.html>.
- [12] RUBASINGHE O, ZHANG X N, CHAU T K, et al. A novel sequence to sequence data modelling based CNN-LSTM algorithm for three years ahead monthly peak load forecasting [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2024, 39(1): 1932-1947.
- [13] 毕守东.一种基于注意力序列到序列门控循环单元的风力发电预测模型[J].系统仿真技术,2024,20(1): 55-59.
BI Shoudong. A wind power forecasting model based on attention sequence-to-sequence gated recurrent unit [J]. System Simulation Technology, 2024, 20(1): 55-59.
- [14] 姜建国,陈鹏,郭晓丽,等.基于双注意力机制的Seq2Seq短期负荷预测[J].吉林大学学报(信息科学版),2023,41(2): 251-258.
JIANG Jianguo, CHEN Peng, GUO Xiaoli, et al. Seq2seq short-term load forecasting based on double attention mechanism [J]. Journal of Jilin University (Information Science Edition), 2023, 41(2): 251-258.
- [15] MU Y Y, WANG M, ZHENG X H, et al. An improved LSTM-Seq2Seq-based forecasting method for electricity load [J]. Frontiers in Energy Research, 2023, 10: 1093667.
- [16] ZHANG Y, LI Y T, ZHANG G Y. Short-term wind power forecasting approach based on Seq2Seq model using NWP data [J]. Energy, 2020, 213: 118371.
- [17] 欧阳静,秦龙,王坚锋,等.基于PCA-ShapeDTW-QWGRU的分布式光伏集群短期功率预测[J].太阳能学报,2024,45(5): 458-467.
OUYANG Jing, QIN Long, WANG Jianfeng, et al. Short-term power prediction for distributed pv clusters based on pca-shapedtw-qwgru [J]. Acta Energetica Solaris Sinica, 2024, 45(5): 458-467.
- [18] ZANG H X, XU R Q, CHENG L L, et al. Residential load forecasting based on LSTM fusing self-attention mechanism with pooling [J]. Energy, 2021, 229: 120682.
- [19] 何振武,姜飞,欧阳卫,等.基于自适应分区和SFVMD-LSTM伪量测建模的新型配电系统抗差状态估计[J].电力建设,2024,45(10):78-89.
HE Zhenwu, JIANG Fei, OUYANG Wei, et al. Novel distribution

- system robust state estimation based on adaptive partitioning and SFVMD-LSTM pseudo-measurement modeling[J]. Electric Power Construction, 2024, 45(10): 78-89.
- [20] LI S C, HU W H, CAO D, et al. Electric vehicle charging management based on deep reinforcement learning[J]. Journal of Modern Power Systems and Clean Energy, 2022, 10(3): 719-730.
- [21] 明彤彤, 赵晶, 王晓磊, 等. 基于改进LSTM的脉冲大倍率工况下锂电池SOC估计[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(8): 144-150.
MING Tongtong, ZHAO Jing, WANG Xiaolei, et al. SOC estimation of a lithium battery under high pulse rate condition based on improved LSTM[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(8): 144-150.
- [22] 王哲, 万宝, 凌天晗, 等. 基于谱聚类和LSTM神经网络的电动公交车充电负荷预测方法[J]. 电力建设, 2021, 42(6): 58-66.
WANG Zhe, WAN Bao, LING Tianhan, et al. Electric bus charging load forecasting method based on spectral clustering and LSTM neural network[J]. Electric Power Construction, 2021, 42(6): 58-66.
- [23] 冯懿, 易之煦. 基于粒子群优化算法的电网环境噪声监测及控制方法[J]. 自动化技术与应用, 2023, 42(2): 56-59.
FENG Yi, YI Zhixu. Power grid environmental noise monitoring and control method based on particle swarm optimization algorithm[J]. Techniques of Automation and Applications, 2023, 42(2): 56-59.
- [24] 程志友, 姜帅, 胡杰, 等. 基于改进PSO对卷积核数量优化的电能质量扰动分类[J]. 电工电能新技术, 2023, 42(11): 40-49.
CHENG Zhiyou, JIANG Shuai, HU Jie, et al. Classification of power quality disturbances based on improved PSO to optimize the number of convolution cores[J]. Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy, 2023, 42(11): 40-49.
- [25] 宁婷, 苗德壮, 董启文, 等. 逾期风险预测的宽度和深度学习[J]. 计算机科学, 2021, 48(5): 197-201.
NING Ting, MIAO De Zhuang, DONG Qiwen, et al. Wide and deep learning for default risk prediction[J]. Computer Science, 2021, 48(5): 197-201.
- [26] 王张夫, 汤显峰. 基于协方差交叉融合的多传感器数据融合研究[J]. 电子测量技术, 2024, 47(8): 78-85.
WANG Zhangfu, TANG Xianfeng. Research on multi-sensor data fusion based on covariance cross fusion[J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(8): 78-85.

收稿日期: 2024-09-26

修回日期: 2024-12-11

作者简介:

郭凌旭(1974), 男, 硕士, 正高级工程师, 主要研究方向为电力系统及其自动化;

王天昊(1990), 男, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向为电力系统及其自动化;

黄盼(2002), 通信作者(hp2019@tju.edu.cn), 女, 硕士在读, 主要研究方向为智能配电系统规划与运行优化;

王冬阳(1990), 男, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向为自动化运维;

李振斌(1982), 男, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向为电力系统及其自动化。

(责任编辑 车永强)

DOI: 10.20097/j.cnki.issn1007-9904.2025.08.007

基于DPE-MFOA-ELM模型的综合母线负荷日前预测方法

赵永波¹,林浩然²,孔维娜²,李开灿²,窦震海^{3*}(1. 国网鱼台供电公司, 山东 济宁 272000; 2. 国网济宁供电公司, 山东 济宁 272000;
3. 山东光恒电气科技有限公司, 山东 淄博 255400)

摘要:为提高母线负荷日前预测的精度和鲁棒性,提出一种基于最优相似日集与深度学习模型的综合母线负荷日前预测方法。首先,基于母线负荷和气象数据,采用灰色关联分析和熵权法对相似日进行评分,得到最优相似日集合;然后,训练多组极限学习机(extreme learning machine, ELM)模型参数,并采用一种变异果蝇优化算法(mutation fruit fly optimization algorithm, MFOA)优化ELM的权值和阈值,增强模型鲁棒性;最后,提出误差上限偏离度目标函数(deviation degree of prediction error, DPE)作为DPE-MFOA-ELM模型的目标函数,增强了母线负荷预测普适度。以10组不同类型母线负荷为例进行仿真测试,结果表明,相比于传统深度机器模型,所提方法提高了母线负荷的预测精度和鲁棒性。

关键词:母线负荷预测;最优相似日集;误差上限偏离度目标函数;DPE-MFOA-ELM模型

中图分类号:TM715;TP18

文献标志码:A

文章编号:1007-9904(2025)08-0067-12

Integrated Bus Load Day-ahead Prediction Method Based on DPE-MFOA-ELM Model

ZHAO Yongbo¹, LIN Haoran², KONG Weina², LI Kaican², Dou Zhenhai^{3*}

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

2.State Grid Jining Electric Power Company, Jining 272000, China;

3.Shandong Guangheng Electric Technology Co., Ltd., Zibo 255400, China)

Abstract: To improve the accuracy and robustness of day-ahead bus load forecasting, this paper proposes a hybrid method integrating optimal similar-day sets and deep learning. First, using bus load and meteorological data, it scores similar day via gray relational analysis and entropy weight method to form the optimal similar-day set. Next, multiple sets of extreme learning machine (ELM) model parameters are trained, and the weights and thresholds of ELM are optimized using a mutation fruit fly optimization algorithm (MFOA) to enhance the robustness of the model. Finally, it introduces a deviation degree of prediction error (DPE) objective function for the DPE-MFOA-ELM model to strengthen the bus load forecasting applicability. Simulation tests on 10 diverse bus load groups show that, compared to conventional deep machine models, the proposed method improves the prediction accuracy and robustness of bus load.

Keywords: bus load forecasting; optimal similar day set; upper error limit deviation objective function; DPE-MFOA-ELM model

0 引言

母线负荷预测对于电网的安全稳定运行和稳定控制具有重要意义,广泛应用于电力网络的潮流计算等高级别应用中^[1-2]。准确的母线负荷预测在节能发电调度^[3]、日前安全校核^[4]和检修计划的制定等

方面具有重要作用^[5]。

在传统的日前预测技术中,通常以系统负荷预测结果,按照各个母线负荷占总负荷的比例来预测母线未来的负荷量^[6-7]。随着电网量测装置的不断升级完善以及气象预报精度的提高,计算机终端现在可以轻松地获取大量的原始数据^[8]。然而,这些原始数据中的母线负荷数据往往包含异常值,同时气象数据的类型和量纲也可能存在差异^[9]。因此,为处理电网检测系统中海量的负荷和气象信息,提

基金项目:国网山东省电力公司科技项目(520606230005)。
Science and Technology Project of State Grid Shandong Electric Power Company (520606230005)。

高气象数据和母线负荷数据样本的可靠性,对气象日期数据及逆行量化处理,对异常母线负荷数据进行辨识并修正。

母线负荷通常会受到季节性和周期性的影响,如节假日、天气、人口流动等因素都会对负荷产生影响。许多学者通过选择相似日集合,捕捉各类影响因素影响,从而更准确地预测未来的负荷^[10-12]。文献[10]提出了一种结合最优相似日选择的综合预测方法。该方法通过改进聚类分析技术,筛选出与历史标准化曲线形状最为接近的样本集合,并据此确定相应的特征曲线。文献[11]则利用C均值聚类算法对小波函数的参数进行初始化,从而提高了小波神经网络在负荷预测中的参数精度。文献[12]提出了一种结合改进灰色关联分析和蝙蝠算法优化神经网络的短期负荷预测方法。该方法通过灰色关联度综合分析,选择相似度较高的相似日,并依据距离相似性和形状相似性来确定预测样本。因此,选取合理的相似日集后,再采用相应预测模型进行预测,效果会更好。为了在不确定性和多指标评估的情况下有效地处理气象和日期数据,采用灰色关联分析与熵权法判别最优相似日负荷曲线集,找出多组具有相似趋势性的母线负荷数据集合。

日前母线负荷预测方法主要有基于统计的方法、机器学习方法和混合方法3个类别。基于统计的方法如自回归分析法、时间序列分析法等难以处理非线性化复杂时序数据预测^[13]。机器学习方法具备自学习和自组织的能力,可以有效逼近非线性函数,因此在多种预测任务中得到了广泛应用。文献[14]提出了一种改进误差反向传播(back propagation, BP)神经网络的天然气短期负荷预测方法,并采用实数编码遗传算法对神经网络进行优化,以提高预测精度。文献[15]提出了一种结合混合学习范式和纠错策略的多步超前电力负荷预测新架构。混合模型为主要由数据处理技术、预测技术和优化技术等组合的综合预测模型^[16],可以降低预测模型对负荷数据的要求以及预测模型的人工调试难度。文献[17]提出了一种通过多模型融合的Stacking集成学习方法,以提高负荷预测的准确度。文献[18]提出基于Hadoop架构的分布式BP神经网络模型,用于短期负荷预测,从而优化了综合能源负

荷预测的精度。文献[19]提出了一种新的基于增强型自组织增量神经网络的模型。综上,采用创新混合模型解决母线负荷预测问题是可行的,混合模型能达到一定母线负荷预测精度,但运行速度较慢,且鲁棒性不足,无法适用于其他母线的负荷预测。针对这一问题,以分类出的多组相似日集合为训练对象,选择变异果蝇优化算法优化极限学习机的权值和阈值,针对不同的相似日集训练多组以误差上限偏离度(deviation degree of prediction error, DPE)为目标函数的果蝇优化算法(mutation fruit fly optimization algorithm, MFOA)优化极限学习机(extreme learning machine, ELM)的DPE-MFOA-ELM模型。同时,为提高预测模型的鲁棒性和计算速度,提出预测误差偏离度目标函数,定义预测模型的训练目标函数为一定的预测误差偏离度,以此对预测误差进行间接控制,从而提高模型的预测能力和运行速度。

1 预测方法整体框架

提出一种基于最优相似日集与MFOA-ELM的综合母线负荷日前预测方法,预测方法框架如图1所示,主要包括4个阶段。

2 最优相似日集选择方法

2.1 数据预处理

针对一年中母线历史负荷数据的特点,考虑数据具有横向和纵向连续性,文献[10]采用一种基于两个数据维度的双向比较法来进行数据清洗,即清除并修正异常值数据。随后,采用最大最小归一化方法,将负荷数据归一化到区间[0, 1],以便于模型的训练和预测,计算公式为

$$x_t = \frac{P_t - P_{\min}}{P_{\max} - P_{\min}} \quad (1)$$

式中: x_t 为归一化之后的 t 时刻的负荷数据; P_t 为归一化之前的 t 时刻数据; P_{\max} 为样本数据集中的最大负荷; P_{\min} 为样本数据集中的最小负荷。

考虑一年中母线历史气象和日期数据量纲不同,不能用于直接计算关联度^[20]。因此,对气象和日期数据集进行量化处理并映射到区间[0, 1]^[21-22]。日期因素方面,日期分类依据工作日、休息日和节假

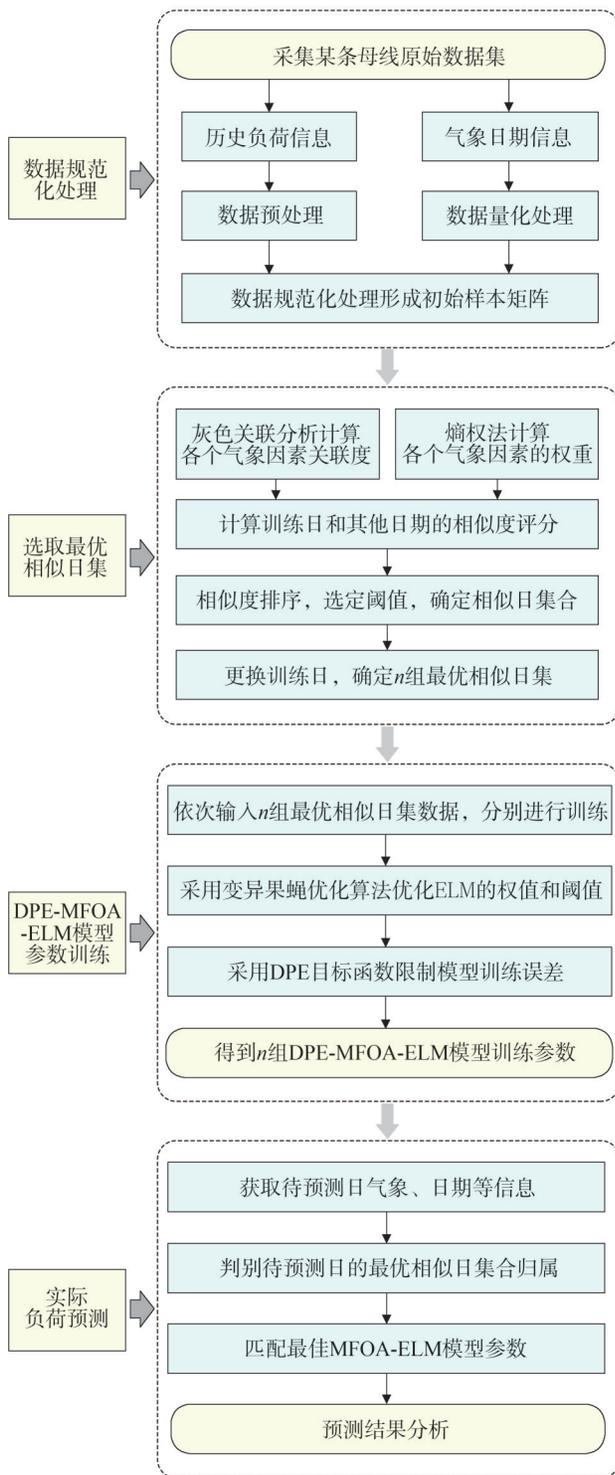


图1 母线短期负荷综合预测方法框架

Fig.1 Framework for comprehensive short-term load forecasting method of busbars

日3级映射;星期类型依据周一到周日7级映射;日期差依据近大远小原则映射。气象因素方面,天气类型依据晴天、多云、阴天3级映射;温度包括日最

高温、日最低温度和日平均温度,依据温度的累积效应和非线性特性映射;相对湿度依据过干、干燥、适宜、潮湿和过湿5级映射;降雨量依据无雨、小雨、中雨、大雨及以上4级映射。

2.2 关键特征因素集

在实际预测时,仅能获取预测日的气象数据和日期信息等特征因素。实际预测日的相似日集选取必须充分考虑特征因素,根据各个特征因素相关系数的不同,选择出关键特征因素集。

为了判别能显著影响母线负荷数据的日期或者气象因素,采用Pearson相关系数法对任意两序列的相关程度进行判断,计算方法见文献[20],此处不再赘述。选出与母线负荷信息最为相关的日特征向量,构成关键特征因素集。

2.3 熵权法和灰色关联方法

将熵权法和灰色关联分析方法相结合^[23],可以充分考虑指标之间的相关性和重要程度差异,从而得出更为准确的评价结果。具体来说,该方法首先进行灰色关联分析^[24],得到灰色关联判断矩阵,然后利用熵权法进一步确定各指标的权重,将权重引入加权灰色关联分析中,计算加权关联系数,得出各样本间的加权关联度。相比于传统方法,该方法可以综合考虑多个指标的影响,并且权重的确定过程不依赖于专家经验或主观判断,具有客观性和可靠性。基于熵权法的改进灰色关联分析最优相似日集合流程如图2所示。

选定关键日的特征变量,构建包括多个重要影响因素的虚拟预测日特征变量矩阵,构建灰色关联判断矩阵,采用相关系数确定熵权法中各个日特征变量的权重,构建特征变量的权重矩阵。

采用权重矩阵对灰色关联系数进行加权,得到基于熵权法的改进灰色关联分析决策矩阵。结合决策矩阵数值,计算样本集的每一天与虚拟预测日在特征变量上的关联度评分。

最后,对样本集中的历史日特征变量进行灰色关联度评分,并根据评分从高到低排序。评分越高,表示该样本与虚拟预测日的相似度越大,越可能被划分至同一集合。在相似日集分类阶段,采用一种新型相似日集分类机制如下:

首先从日负荷曲线数据集中随机选择一天的日负荷曲线为目标关联日 D_1 ,计算数据集中其他所有

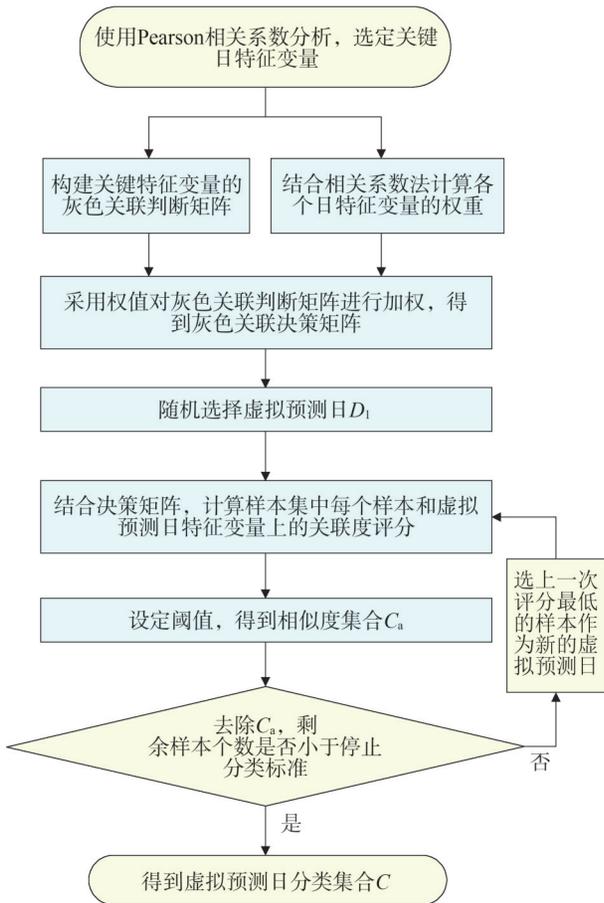


图2 最优相似日集合判定方法

Fig.2 Optimal Similar day set determination method

日期的日负荷曲线与目标关联日 D_1 的灰色关联度评分,并排序,设置阈值 θ ,选择高于阈值的日负荷曲线构成第一类最优相似日集合 C_1 ,本文将值设为 $\theta=0.85$,在数据集 C 中将相似日集合 C_1 剔除;随后选取上一次与 D_1 灰色关联度评分最低的日负荷曲线作为新的目标关联日 D_2 ,再次计算剩余日负荷曲线与 D_2 的灰色关联度评分,选取高于阈值的日负荷曲线构成第二类最优相似日集合 C_2 ,并从 C 中再将 C_2 剔除;以此类推构成 a 个相似日分类集合 C_a ,直至数据集 C 中的日负荷曲线天数低于某个数值,则停止分类。经大量实验证明,将数据集中最少负荷曲线天数阈值设为5时,预测效果最佳。

3 DPE-MFOA-ELM模型

3.1 ELM

ELM是一种高效且精确的单隐层前馈神经网络算法^[25]。与其他机器学习方法相比,其参数训练过

程中隐含神经元矩阵 H 保持不变,训练的核心在于求解 $H\beta = Y$ 矩阵的最小二乘解,进而通过计算广义逆矩阵来一次性获得输出权重矩阵^[26]。极限学习机的基本结构如图3所示。

在ELM中,假设训练集中有 Q 个训练日样本,即输入 $X = [X_1, X_2, \dots, X_Q]^T$,隐含层的神经元个数为 L 个。

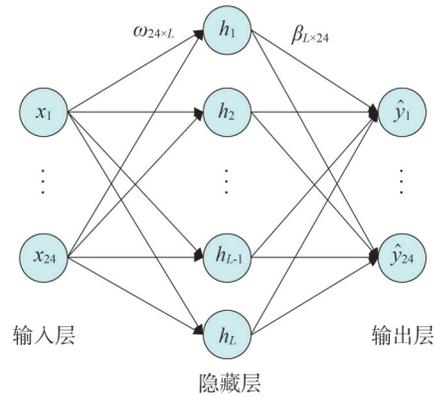


图3 极限学习机基本结构图

Fig.3 Basic structure of extreme learning machine

极限学习机网络计算方法表示为

$$\begin{cases} \hat{y}_m = \sum_{l=1}^L \beta_{lm} H_l, m = 1, 2, \dots, M \\ H_l = \sum_{k=1}^K g(\omega_{kl} \cdot x_k + b_l) \end{cases} \quad (3)$$

式中: \hat{y}_m 为预测第 m 层输出; $g(\cdot)$ 为一个任意区间无限可微的激活函数; ω_{kl} 为第 l 层隐含层神经元与第 k 层输入层神经元连接权重; β_{lm} 为第 l 层隐含层神经元与第 m 层输出层连接权重; b_l 为第 l 个隐含层节点阈值; K 为输入节点数量; M 为输出节点数量; L 为隐含层节点数量。

由于ELM模型随机初始化输入层权重和隐含层阈值,具有一定随机性,影响了模型的可重复性,并使性能优化更加困难。变异果蝇优化算法具有更好的全局搜索能力、更适合处理非线性问题和更快的收敛速度。因此,本文采用一种变异果蝇优化算法优化ELM的权值和阈值,以达到更好的预测效果。

3.2 果蝇优化算法及其变异

果蝇优化算法 (fruit fly optimization algorithm, FOA) 基本思想源于果蝇的觅食行为,果蝇通过食物的气味寻找食物,一旦靠近食物,就会利用视觉找到

食物的确切位置^[27]。但是,在FOA中,当果蝇群体的位置分布较广时,单次飞行的变化对味道浓度判定值的影响变得微乎其微。这使得基本果蝇优化算法在处理复杂问题时容易发生过早收敛,进而陷入局部最优解,无法跳出困境^[28-30]。

为克服基本FOA易于陷入局部最优的缺点,许多学者考虑将变异策略引入优化算法。文献[31]通过模糊系统自适应调整排序变异参数,但参数选择过程存在一定的盲目性,不合适的选择可能导致全局最优解的丢失。文献[32-33]采用了具有变异算子的二进制粒子群法和速度调整的粒子群算法,但在参数选择上也面临相似的盲目性问题。文献[34]在突变过程中选择不同的突变策略和不同的突变参数。文献[35]提出一种基于种群适应度的方差和自适应突变蝙蝠优化算法,根据种群适应度的方差和当前最优解确定当前最优个体的突变概率,能有效地提高短期负荷预测的精度。综上所述,引入变异策略能够提高算法的全局搜索能力。

研究发现,分析FOA中当前果蝇群体的味道浓度的总体变化掌握当前果蝇群体的聚集状态。因此,采用了一种基于果蝇群体的种群味道浓度的MFOA算法^[28]。

1)参数初始化。初始化种群规模、最大迭代次数、搜索半径 R 、果蝇数目 n 、随机初始化果蝇群体坐标位置为

$$\begin{cases} f_{\text{int}}(X_{\text{axis}}) \\ f_{\text{int}}(Y_{\text{axis}}) \end{cases} \quad (4)$$

式中: f_{int} 为取整函数; X_{axis} 为初始横坐标; Y_{axis} 为初始纵坐标。

2)嗅觉搜索。果蝇个体 i 在搜索半径 R 的前提下搜寻食物,实时更新其位置为

$$\begin{cases} X_i = X_{\text{axis}} + r \\ Y_i = Y_{\text{axis}} + r \end{cases} \quad (5)$$

式中: r 为一随机值。

3)计算味道浓度判定值。计算果蝇个体 i 与原点之间的距离 D_{isti} 与味道浓度判定值 S_i 如式(6)和式(7)所示。

$$D_{\text{isti}} = \sqrt{X_i^2 + Y_i^2} \quad (6)$$

$$S_i = \frac{1}{D_{\text{isti}}} \quad (7)$$

4)通过味道浓度函数计算浓度为

$$S_{\text{melli}} = f_{\text{Fitness}}(S_i) \quad (8)$$

式中: f_{Fitness} 为仿真工具包里的味道浓度计算函数。

5)寻找最优个体: $\min(S_{\text{melli}})$ 。

6)判断此次是否为第一次迭代,若是,则执行步骤7);若否,则判断此次迭代产生的最佳味道浓度是否小于上一代。若是,执行步骤7),若否,则执行步骤2)。

7)记录最佳味道浓度值 S_{mellbest} 及其坐标,此时果蝇群体就利用视觉飞向该位置,如式(9)和式(10)所示。

$$S_{\text{mellbest}} = \min(S_{\text{melli}}) \quad (9)$$

$$\begin{cases} X_{\text{axis}} = f_x[\min(S_{\text{melli}})] \\ Y_{\text{axis}} = f_y[\min(S_{\text{melli}})] \end{cases} \quad (10)$$

8)计算群体的平均味道浓度及味道浓度的方差。

$$\begin{cases} \delta^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (S_i - S_{\text{avg}})^2 \\ S_{\text{avg}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (S_i) \end{cases} \quad (11)$$

式中: S_{avg} 为群体平均味道浓度; δ^2 为群体味道浓度方差。

9)判断是否达到全局最优。如果 δ^2 很小,而 S_i 未达到浓度要求,判断陷入局部最优,需要以一定概率执行变异算法跳出,如式(12)所示。

$$\phi = \begin{cases} \beta, \delta^2 < \delta_d^2, S_i < S_d \\ 0, \text{其他} \end{cases} \quad (12)$$

式中: δ_d^2 为味道浓度方差阈值; S_d 为个体味道浓度阈值; β 为变异概率。

10)判断是否执行变异算法。经大量实验证明,变异概率 β 选择为[0.1,0.3]的任意值。若满足局部最优判定条件和变异概率,则执行高斯变异^[36-37],公式为

$$S'_{\text{mellbest}} = S_{\text{mellbest}}(1 + 0.5\sigma) \quad (13)$$

式中: σ 为服从(0,1)高斯分布的随机变量。

11)迭代寻优。若迭代次数达到或者满足全局最优要求,则直接输出最优结果;否则返回步骤2)。

3.3 DPE目标函数

现有的母线负荷预测方法研究大多集中于保证负荷预测精度,对模型的预测鲁棒性鲜有研究,使得相同的母线负荷预测方法难以应用于不同系统中的

母线。因此,忽略母线负荷预测的鲁棒性也是导致母线负荷预测技术发展缓慢的一个重要因素。在机器学习预测模型的训练过程中,通常是以最小化预测误差为目标函数,但迭代过程中难以控制误差的具体数值。若预测误差始终保持在较高水平,即便是最小化误差,其值也相对较大。

针对这一问题,提出一种DPE函数。通过将这一函数作为机器学习的目标函数,可以将预测误差最大限度地限定在某一指定的范围内。这种新型目标函数思路可以提高母线负荷预测模型的鲁棒性。

DPE函数的计算公式为

$$\begin{cases} D_{PE} = \sqrt{\frac{1}{o} \sum_{j=1}^o (e'_j - U_j)^2}, e'_j \geq U_j \\ D_{PE} = 0, e'_j < U_j \\ e'_j = |y_j^o - \hat{y}_j^o| \\ U_j = \varepsilon \times y_j^o, \varepsilon = 0.05 \end{cases} \quad (14)$$

式中: y_j^o 为第 j 项真实负荷数值; \hat{y}_j^o 为第 j 项预测数

值; o 为预测长度; e'_j 为第 j 项预测误差; U_j 为第 j 项误差上限; ε 为常系数,取0.05。

DPE函数表示预测误差的值偏离误差上限的程度,若值为非0,以最小化DPE值作为目标函数再次训练并执行预测。若值为0,表示预测误差全部位于误差上限以下,则按照预测值 y 与目标值之差平方和的均值最小作为MFOA-ELM模型训练的目标函数。

$$\min\left(\frac{1}{o} \sum_{j=1}^o e_j^2\right) \quad (15)$$

DPE函数的使用建议:DPE函数是否被使用取决于训练误差是否越限,常系数 ε 的大小会影响母线的预测误差,过大的 ε 值会导致训练精度不足,过小的 ε 值会导致模型过拟合,建议取值为0.05。

3.4 构建DPE-MFOA-ELM模型

采用变异果蝇优化算法优化ELM的权值和阈值,提出的DPE-MFOA-ELM预测模型流程如图4所示。

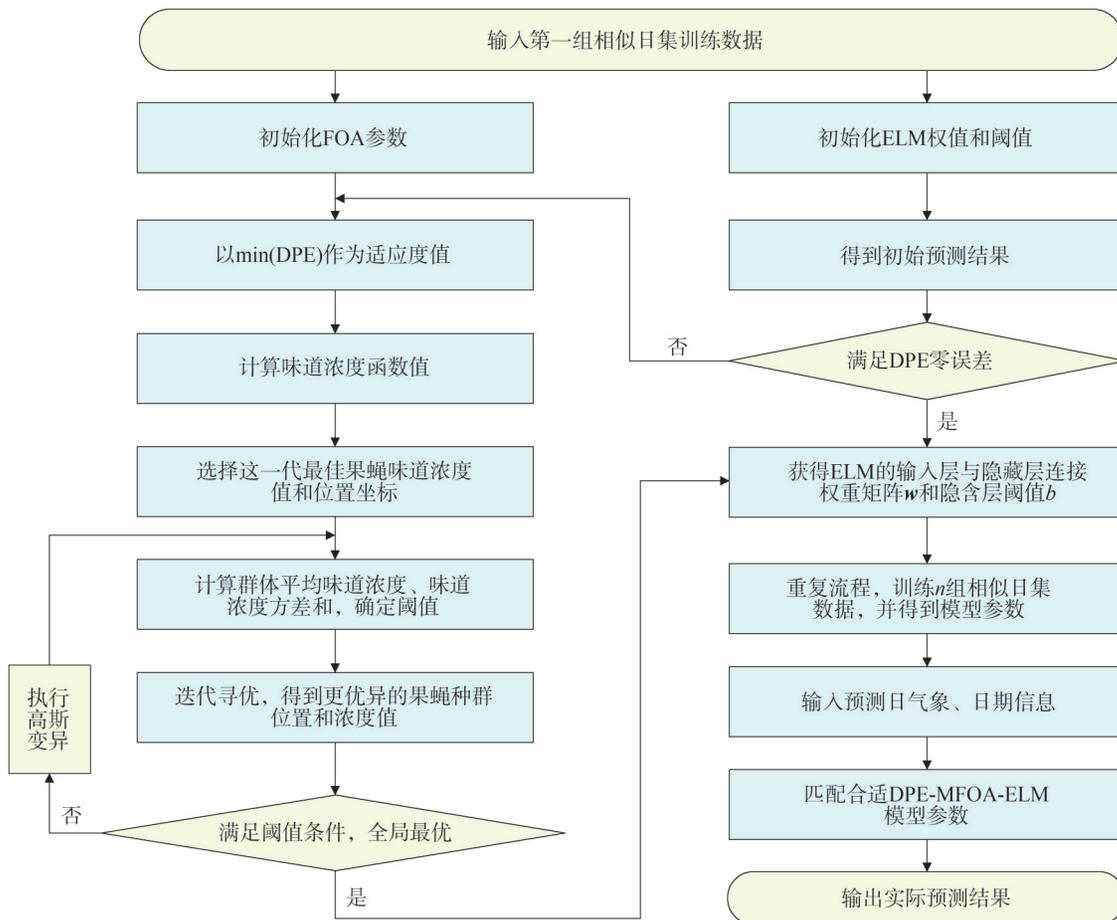


图4 DPE-MFOA-ELM预测模型流程图

Fig.4 DPE-MFOA-ELM predictive model flowchart

4 母线负荷预测仿真及分析

4.1 预测精度评价指标

本文选取3种指标来评价母线负荷预测结果的性能:母线负荷预测误差、日母线负荷预测准确率及合格率。根据国家电网有限公司发布的相关考核指标,通常根据不同的电压等级来确定计算预测误差所用的母线负荷基准值。例如,110 kV电压等级下的基准值为114 MW,220 kV电压等级下的基准值为305 MW。母线负荷在时刻 t 的预测误差 E_t 是通过将该时段的预测负荷 Y_t 与实际负荷 P_t 进行比较后得出,并且参考了与特定电压等级对应的基准负荷值 L_B 。实际母线负荷预测误差和日母线负荷预测准确率 A_{acc} 计算如式(16)和式(17)所示。

$$e_t = \frac{|P_t - Y_t|}{L_B} \times 100\% \quad (16)$$

$$A_{acc} = \left(1 - \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{i=1}^T e_i^2}\right) \times 100\% \quad (17)$$

式中: P_t 为 t 时刻的预测负荷值; Y_t 为 t 时刻的观测值; T 为预测时刻点的数量。

日母线负荷预测合格率 L_Q 公式为

$$L_Q = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T r_i \quad (18)$$

式中: r_i 为 t 时刻的预测合格数,指误差小于5%的母线负荷数。

4.2 最优相似日集合选取

4.2.1 原始算例数据及其预处理

采用2023年smart meter采集的山东省11条220 kV、110 kV每日24 h的母线负荷信息数据及相关气象数据进行研究。PC测试机组选用16 GB RAM、Core i7处理器和Windows 10系统,在MATLAB R2020a环境下实现所有程序的编译。

母线负荷数据中会含有少量畸变数据和坏数据,如果不进行数据预处理,将会严重影响模型的预测结果。根据1.1节数据预处理方法,去除异常值,平滑畸变数据。同时,根据1.2节关键特征因素选取方法,对日特征向量矩阵与母线1在2023年1月1日至7月1日共180 d每日负荷数据峰值进行Pearson相关系数分析,结果如表1所示。

由表1可知,本文选取有显著影响的日特征变量日期分类、星期类型、天气类型、日最高温度、日最

低温度、日平均温度构成关键特征因素集。

表1 日特征变量Pearson相关系数表
Table 1 Pearson correlation coefficients of daily characteristic variables

特征变量名称	Pearson 相关系数
日期分类	-0.645 4
星期类型	-0.453 8
天气类型	0.456 8
日最高温度	0.599 2
日最低温度	0.666 2
日平均温度	0.648 7
平均相对湿度	0.166 2
降雨量	0.078 7

4.2.2 最优相似日集合的选取

基于熵权法的改进灰色关联方法将样本集中关键特征因素的灰色关联度评分按照数值从大到小进行排序,找到相似日集合。

在关键气象和日期因素的影响下,本文将母线1负荷训练集分为8组相似日集合,每一类在关键特征因素都有较高的关联度,保存8组数据集气象、日期信息和负荷数据。

4.2.3 最优相似日集合有效性验证

为验证最优相似日集合选取的合理性,对比两种思路下的预测结果:一是使用基于最优相似日集合训练的DPE-MFOA-ELM模型,二是使用整个样本集进行训练的DPE-MFOA-ELM模型。实验选取母线1的负荷数据,时间范围为2023年1月1日至2023年10月27日,共计300 d的数据作为历史样本集,并预测2023年10月28日的母线负荷值。两种方法分别进行20次连续预测,预测结果的平均负荷曲线如图5所示,平均误差曲线如图6所示,模型的误差指标列于表2中。

图5展示了两种方法在连续预测20次情况下的平均负荷曲线对比,图6则显示了两种方法的训练误差。可以看出,该地区母线日负荷波动较大,负荷谷值通常出现在凌晨,而夜间负荷水平则达到峰值。由于用户用电行为存在较大的不确定性,未经过相似日集归类的模型在处理负荷波动剧烈的时间段时,预测效果较差。相比之下,基于相似日集训练

的模型能够更准确地捕捉到负荷波动信息,能够更好地跟随实际负荷的主要变化趋势,从而提升预测效果。表2列出了两种方法的预测精度指标,进一步验证基于相似日集训练的模型在负荷预测中的优越性。

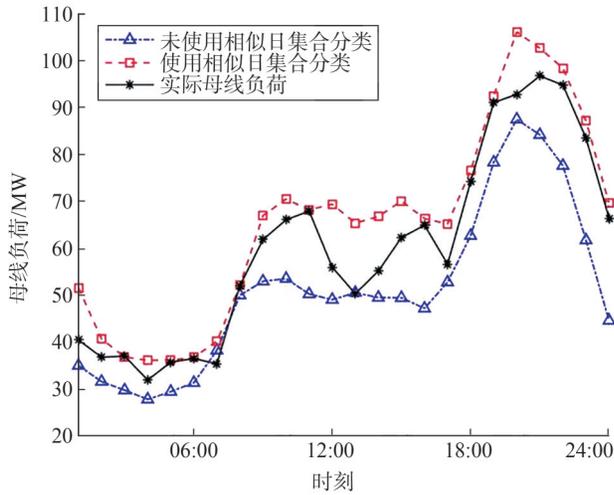


图5 两种思路的平均负荷曲线
Fig.5 Average load curves of two ideas

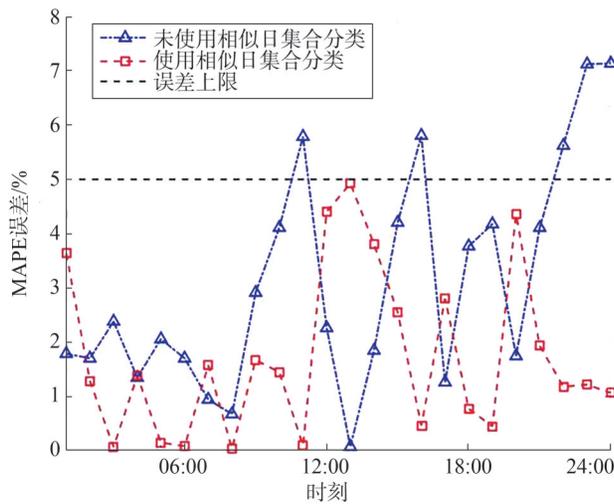


图6 两种思路的平均误差曲线
Fig.6 Mean error curves for two ideas

表2 两种思路的平均误差指标
Table 2 Mean error indicators for two ideas 单位:%

误差	最优相似日集样本	整体样本
A_{acc}	98.64	96.30
L_Q	98.96	79.17

由表2可以看出,日母线负荷预测准确率提高了0.34个百分点,日母线负荷预测合格率提高了19.79个百分点,在同一训练模型的条件下,选择最优相似日集进行训练相比于直接训练可以有效提高母线负荷预测的精确度。

4.3 DPE-MFOA-ELM模型预测实验

DPE-MFOA-ELM模型预测实验通过对比不同预测模型对同一组母线负荷数据预测结果来检验预测模型的准确性。本实验选取数据集中母线1的2023年1月1日—2023年10月30日母线负荷数据作为输入,预测2023年10月31日的母线负荷值。选取DPE-MFOA-ELM、种群数目为30,最大迭代次数为100,隐含层神经元个数为20,误差限值为0.001。实验中,DPE-MFOA-ELM模型选择 $\min(DPE)=5\%$ 作为目标函数训练模型,预测结果如图7所示。

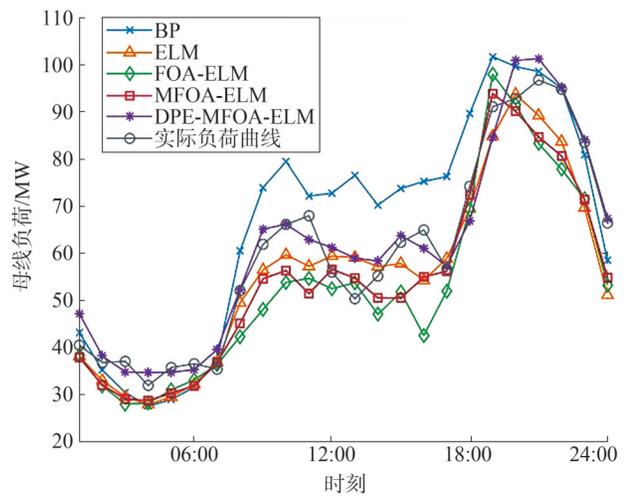


图7 5种模型预测结果
Fig.7 Prediction results of 5 models

图7中给出5种模型的预测结果,黑色方框线段为实际母线负荷曲线,BP模型的预测结果与实际负荷值的偏差最大,几乎所有的预测点都出现了较为明显的偏差。ELM和FOA-ELM模型在负荷低谷时具有较好的预测性能,但是负荷高峰时出现较大预测误差,无法拟合出负荷的主要变化趋势。以上两种模型的预测结果准确性均明显低于MFOA-ELM模型。然而,相比于DPE-MFOA-ELM模型,MFOA-ELM模型虽然可以预测负荷的总体趋势,但由于其

采用误差量最小传统目标函数,在峰值和低谷处对负荷点实际值的描述不够准确,容易产生过拟合现象,产生较大预测误差。综上,DPE-MFOA-ELM模型采用DPE目标函数,在负荷峰值、谷值和某些剧烈波动的时段都能有较好的预测效果。

为了能够更加准确地分析5种预测方法的具体误差数据,开展定量分析计算,5种模型的误差结果如图8、表3所示。

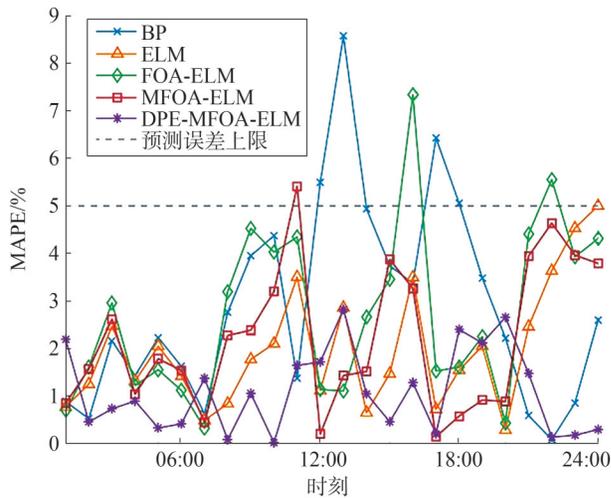


图8 5种模型的预测误差

Fig.8 Predictions errors of 5 models

由图8中可以看出,相比于其他4种模型,DPE-MFOA-ELM模型的预测误差在数值上均未超过5%,且对于大部分预测点波动误差大多分布于[0,3%]区间内,而其他3个模型误差则大多在[0,8%]区间内。

表3 5种模型误差指标

Table 3 Error indicators of 5 models 单位:%

误差指标	DPE-MFOA-ELM	MFOA-ELM	FOA-ELM	ELM	BP
A_{acc}	98.62	97.64	97.36	96.75	96.43
L_Q	99.24	98.13	95.83	91.58	8.86

从表3的误差指标可以看出,DPE-MFOA-ELM方法的日母线负荷预测准确率平均水平较MFOA-ELM、FOA-ELM、ELM和BP模型分别提高了0.98个百分点、1.26个百分点、1.87个百分点和0.19个百分点。此外,DPE-MFOA-ELM模型的预测结果中所有

预测点均满足5%以内的预测误差,各项指标明显高于其他4个模型。

4.4 多母线负荷预测实验

为了进一步验证DPE-MFOA-ELM模型的鲁棒性,分别对数据集中母线2~母线11的日母线负荷数据进行预测。这10条母线负荷数据包括8条220 kV和2条110 kV线路。

为保证预测结果的可信度,DPE-MFOA-ELM的预测模型结构、初始化参数、训练日期区间以及母线负荷数据预处理方法与DPE-MFOA-ELM模型预测实验相同。为了避免随机因素的干扰,多母线负荷预测实验的运行次数也为20次。10条母线的预测结果如图9所示。表4显示了预测结果的误差指数信息。

从图9的预测结果图中可以看出,原始母线负荷数据存在较多“尖刺”数据,使得母线负荷预测难度加大。采用综合预测方法在不同母线下的多次实验中均能较好地拟合原始负荷曲线以及其中的“尖刺”数据,提高了母线负荷的预测精度。

从实验得出的10条不同母线的20次实验的平均预测误差来看,共有5个预测点的 e_i 误差超过规定的5%上限,其他误差大多集中在区间[0,4%]内。

表4 预测误差指标

Table 4 Indicators of prediction error 单位:%

误差指标	母线2	母线3	母线4	母线5	母线6
A_{acc}	96.97	97.49	97.16	97.90	98.24
L_Q	90.38	9.50	90.21	96.25	99.38
误差指标	母线7	母线8	母线9	母线10	母线11
A_{acc}	97.76	97.82	98.33	97.88	98.15
L_Q	98.54	96.88	99.38	98.75	98.33

表4中展示的是不同母线预测结果的准确率和合格率两个误差指标的统计值。从统计结果来看,预测准确率均在96%以上,远远满足工业的精度需求。预测合格率方面,均在90%以上,且7号、10号及11号母线的预测合格率在98%以上,6号及9号母线的预测合格率达到99%以上。由此可见,提出的综合预测方法具有较高预测精度。

从两次实验结果可以看出,提出的DPE-MFOA-ELM模型在预测性能上优于现有的其他预

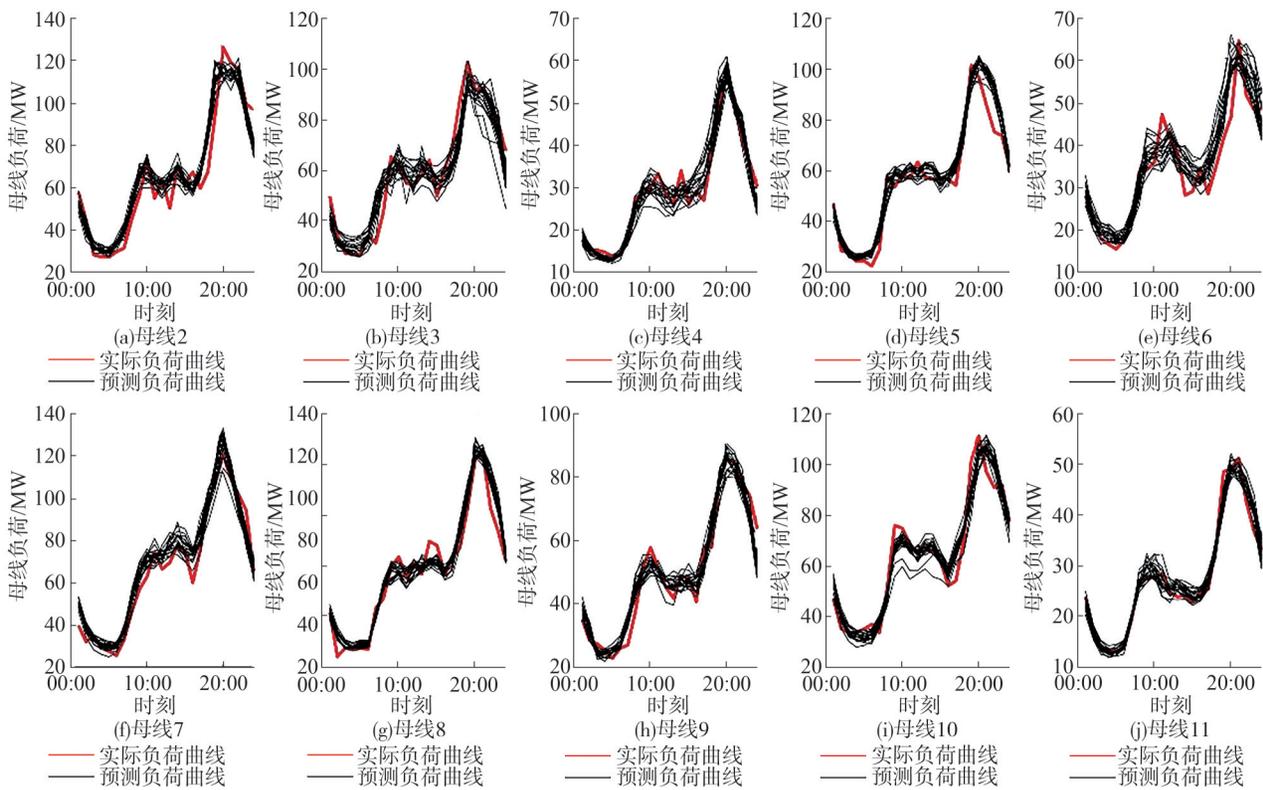


图9 多母线预测结果

Fig.9 Multi-bus prediction results

测模型。该模型在确保预测精度的同时,对不同母线负荷也表现出较高的鲁棒性。

5 结论

提出一种基于最优相似日集与DPE-MFOA-ELM模型的综合母线负荷日前预测方法,并得到以下结论:

1)最优相似日集的选取会直接影响到后续模型的预测精度,选取合适的相似日集可以有效提升母线负荷预测准确率和日母线负荷预测合格率。

2)基于DPE目标函数和变异果蝇优化算法的DPE-MFOA-ELM模型的预测精度相比于传统BP预测模型提高了0.19个百分点,预测合格率为99.24个百分点。

3)在多母线负荷模型预测中,文中将DPE-MFOA-ELM模型应用于不同母线的负荷预测任务。实验结果证明,提出的基于最优相似日集选择方法的DPE-MFOA-ELM模型在保证预测精度的同时,能够应用于不同的母线负荷的预测任务,并且能够达到较高的预测精度。

本文提出的预测方法存在参数选择依赖经验和数据依赖性强的不足,未来研究将探索与其他先进的机器学习或深度学习技术相结合,如混合模型或集成学习方法,进一步提升母线负荷预测精度和模型的鲁棒性。

参考文献

- [1] 陈逸枫,张大海,李宇欣,等.基于DWT-MOSMA-SVM的多目标优化短期母线负荷预测[J].电力建设,2023,44(3):49-55.
CHEN Yicong, ZHANG Dahai, LI Yuxin, et al. Multi-objective optimization based on DWT-MOSMA-SVM for short-term bus load forecasting [J]. Electric Power Construction, 2023, 44 (3): 49-55.
- [2] HUANG N T, WANG S Y, WANG R J, et al. Gated spatial-temporal graph neural network based short-term load forecasting for wide-area multiple buses[J].International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2023, 145: 108651.
- [3] GU C J, JIRUTITIJAROEN P. Dynamic state estimation under communication failure using Kriging based bus load forecasting[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2015, 30(6): 2831-2840.
- [4] TUCCI M, CRISOSTOMI E, GIUNTA G, et al. A multi-objective method for short-term load forecasting in European countries [J].

- IEEE Transactions on Power Systems, 2016, 31(5): 3537-3547.
- [5] FAZLIPOUR Z, MASHHOUR E, JOORABIAN M. A deep model for short-term load forecasting applying a stacked autoencoder based on LSTM supported by a multi-stage attention mechanism [J]. Applied Energy, 2022, 327: 120063.
- [6] 童星, 康重庆, 陈启鑫, 等. 虚拟母线技术及其应用(一): 虚拟母线辨识算法[J]. 中国电机工程学报, 2014, 34(4): 596-604.
TONG Xing, KANG Chongqing, CHEN Qixin, et al. Virtual bus technique and its application (I): virtual bus identifying algorithm [J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(4): 596-604.
- [7] 童星, 康重庆, 陈启鑫, 等. 虚拟母线技术及其应用(二): 虚拟母线负荷预测[J]. 中国电机工程学报, 2014, 34(7): 1132-1139.
TONG Xing, KANG Chongqing, CHEN Qixin, et al. Virtual bus technique and its application (II): virtual bus load forecasting [J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(7): 1132-1139.
- [8] 韩富佳, 王晓辉, 乔骥, 等. 基于人工智能技术的新型电力系统负荷预测研究综述[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(22): 8569-8592.
HAN Fujia, WANG Xiaohui, QIAO Ji, et al. Review on artificial intelligence based load forecasting research for the new-type power system [J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(22): 8569-8592.
- [9] PANAPAKIDIS I P. Application of hybrid computational intelligence models in short-term bus load forecasting [J]. Expert Systems with Applications, 2016, 54: 105-120.
- [10] 孙谦, 姚建刚, 赵俊, 等. 基于最优交集相似日选取的短期母线负荷综合预测[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(4): 126-134.
SUN Qian, YAO Jiangang, ZHAO Jun, et al. Short-term bus load integrated forecasting based on selecting optimal intersection similar days [J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(4): 126-134.
- [11] HUANG W, OH S K, PEDRYCZ W. Hybrid fuzzy wavelet neural networks architecture based on polynomial neural networks and fuzzy set / relation inference-based wavelet neurons [J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2018, 29(8): 3452-3462.
- [12] 吴云, 雷建文, 鲍丽山, 等. 基于改进灰色关联分析与蝙蝠优化神经网络的短期负荷预测[J]. 电力系统自动化, 2018, 42(20): 67-72.
WU Yun, LEI Jianwen, BAO Lishan, et al. Short-term load forecasting based on improved grey relational analysis and neural network optimized by bat algorithm [J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(20): 67-72.
- [13] SADAIE H J, GUIMARÃES F G, JOSÉ DA SILVA C, et al. Short-term load forecasting method based on fuzzy time series, seasonality and long memory process [J]. International Journal of Approximate Reasoning, 2017, 83: 196-217.
- [14] FOROOTANI A, RASTEGAR M, SAMI A. Short-term individual residential load forecasting using an enhanced machine learning-based approach based on a feature engineering framework: a comparative study with deep learning methods [J]. Electric Power Systems Research, 2022, 210: 108119.
- [15] WANG D Y, YUE C Q, ELAMRAOUI A. Multi-step-ahead electricity load forecasting using a novel hybrid architecture with decomposition-based error correction strategy [J]. Chaos, Solitons & Fractals, 2021, 152: 111453.
- [16] YU F, XU X Z. A short-term load forecasting model of natural gas based on optimized genetic algorithm and improved BP neural network [J]. Applied Energy, 2014, 134: 102-113.
- [17] 史佳琪, 张建华. 基于多模型融合 Stacking 集成学习方式的负荷预测方法[J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(14): 4032-4042.
SHI Jiaqi, ZHANG Jianhua. Load forecasting based on multi-model by stacking ensemble learning [J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(14): 4032-4042.
- [18] 苏学能, 刘天琪, 曹鸿谦, 等. 基于 Hadoop 架构的多重分布式 BP 神经网络的短期负荷预测方法[J]. 中国电机工程学报, 2017, 37(17): 4966-4973.
SU Xueneng, LIU Tianqi, CAO Hongqian, et al. A multiple distributed BP neural networks approach for short-term load forecasting based on hadoop framework [J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(17): 4966-4973.
- [19] NG R W, BEGAM K M, RAJKUMAR R K, et al. An improved self-organizing incremental neural network model for short-term time-series load prediction [J]. Applied Energy, 2021, 292: 116912.
- [20] 张大海, 孙轶, 和敬涵. 基于相似日与多模型融合的短期负荷预测[J]. 电网技术, 2023, 47(5): 1961-1970.
ZHANG Dahai, SUN Kai, HE Jinghan. Short-term load forecasting based on similar day and multi-model fusion [J]. Power System Technology, 2023, 47(5): 1961-1970.
- [21] 李滨, 高枫. 基于虚拟相似日与 DA-LSTPNet 的地区电网短期负荷预测[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(22): 55-64.
LI Bin, GAO Feng. Short-term load forecasting for regional power grid based on virtual similar days and dual-stage attention-based long and short time pattern network [J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(22): 55-64.
- [22] LIU W, DOU Z H, WANG W G, et al. Short-term load forecasting based on elastic net improved GMDH and difference degree weighting optimization [J]. Applied Sciences, 2018, 8(9): 1603.
- [23] 蒋铁铮, 尹晓博, 马瑞, 等. 基于 k-means 聚类和模糊神经网络的母线负荷态势感知[J]. 电力科学与技术学报, 2020, 35(3): 46-54.
JIANG Tiezheng, YIN Xiaobo, MA Rui, et al. Bus load situation awareness based on the k-means clustering and fuzzy neural networks [J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2020, 35(3): 46-54.
- [24] ZHANG B, ZHAO X H, DOU Z H, et al. A new medium and long-term power load forecasting method considering policy factors [J].

- IEEE Access, 2021, 9: 160021-160034.
- [25] ZONG W W, HUANG G B, CHEN Y Q. Weighted extreme learning machine for imbalance learning [J]. Neurocomputing, 2013, 101: 229-242.
- [26] SUN K, DOU Z H, ZHU Y L, et al. Scheduling model of power system based on forecasting error of wind power plant output [J]. IEEE Transactions on Electrical and Electronic Engineering, 2021, 16(4): 526-535.
- [27] LIU T C, LIYANAARACHCHI LEKAMALAGE C K, HUANG G B, et al. Extreme learning machine for joint embedding and clustering [J]. Neurocomputing, 2018, 277: 78-88.
- [28] PAN W T. A new fruit fly optimization algorithm: taking the financial distress model as an example [J]. Knowledge-Based Systems, 2012, 26: 69-74.
- [29] SUN K, DOU Z H, ZHANG B, et al. Short-term load forecasting model of ameliorated CNN based on adaptive mutation fruit fly optimization algorithm [J]. Electric Power Components and Systems, 2022, 50(1/2): 1-10.
- [30] 孙锴. 基于改进深度学习算法的负荷预测模型研究[D]. 淄博: 山东理工大学, 2021.
- [31] 邵良杉, 韩瑞达. 基于天牛须搜索的花朵授粉算法[J]. 计算机工程与应用, 2018, 54(18): 188-194.
- SHAO Liangshan, HAN Ruida. Beetle antenna search flower pollination algorithm [J]. Computer Engineering and Applications, 2018, 54(18): 188-194.
- [32] MURALITHARAN K, SAKTHIVEL R, VISHNUVARTHAN R. Neural network based optimization approach for energy demand prediction in smart grid [J]. Neurocomputing, 2018, 273: 199-208.
- [33] 邹浩, 窦震海, 张博, 等. 基于提升小波和改进 PSO-Elman 神经网络的短期负荷预测[J]. 电测与仪表, 2020, 57(21): 119-125.
- ZOU Hao, DOU Zhenhai, ZHANG Bo, et al. Short-term load forecasting based on lifting wavelet and improved PSO-Elman neural network [J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2020, 57(21): 119-125.
- [34] ZHAO C F, WAN C, SONG Y H, et al. Optimal nonparametric prediction intervals of electricity load [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2020, 35(3): 2467-2470.
- [35] 廖庆陵, 窦震海, 孙锴, 等. 基于自适应粒子群算法优化支持向量机的负荷预测[J]. 现代电子技术, 2022, 45(3): 125-129.
- LIAO Qingling, DOU Zhenhai, SUN Kai, et al. Load forecasting based on adaptive particle swarm optimization algorithm optimizing support vector machine [J]. Modern Electronic Technology, 2022, 45(3): 125-129.
- [36] ZHANG B, LIU W, LI S T, et al. Short-term load forecasting based on wavelet neural network with adaptive mutation bat optimization algorithm [J]. IEEE Transactions on Electrical and Electronic Engineering, 2019, 14(3): 376-382.
- [37] ZHU Y L, ZHANG B, DOU Z H, et al. Short-term load forecasting based on Gaussian process regression with density peak clustering and information sharing antlion optimizer [J]. IEEE Transactions on Electrical and Electronic Engineering, 2020, 15(9): 1312-1320.

收稿日期: 2024-11-04

修回日期: 2025-03-05

作者简介:

赵永波(1983), 男, 工程师, 主要研究方向为电力系统自动化、配电网运行管理;

林浩然(1987), 男, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向为电力系统自动化、配电网过电压技术研究;

孔维娜(1986), 女, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向为电力系统自动化;

李开灿(1983), 男, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向为配电网自动化、配电网运行管理;

窦震海(1970), 通信作者(douzenhai1105@126.com), 博士, 工程师, 主要研究方向为电力系统自动化、电力负荷预测。

(责任编辑 姜婷婷)

基于台风强风实测的输电线路设计风荷载特性及规范对比研究

邵 帅^{1*}, 杨风利¹, 彭 波², 张宏杰¹, 菅明健³

(1. 中国电力科学研究院有限公司, 北京 100055; 2. 国家电网有限公司, 北京 100031;

3. 国网山东省电力公司电力科学研究院, 山东 济南 250001)

摘要: 强台风风场特性及输电线路设计风荷载参数取值对提高输电线路抗风设计水平意义重大。基于“米拉克”台风强风实测数据, 研究台风平均风速、湍流强度等基本风场参数概率分布特性与取值, 比较分析平均风速 30 m/s 高风速样本国内外 3 个标准有关线路档距折减、导线与地线风致响应系数、风荷载标准值的差异。研究表明, 湍流强度、峰值因子、导线与地线阵风系数等设计风荷载参数符合广义极值概率模型; 湍流强度实测值较 DL/T 5551—2018 规范取值(开敞型地貌)高, 40 m/s 以上平均风速情况下, 平均偏高约 15%; 随平均风速增大, 档距折减系数和导线阵风响应系数实测结果离散性降低, 30 m/s 以上平均风速实测值与 DL/T 5551—2018 计算值接近, 远低于 IEC 60826—2017 和 ASCE No.74—2020; 对于线条风荷载标准值, 最大风速实测结果接近并适度低于 DL/T 5551—2018 结果, 但相较 IEC 60826—2017 和 ASCE No.74—2020, 实测结果偏低 40%。

关键词: 输电线路; 强台风; 风场参数; 设计风荷载

中图分类号: TM75

文献标志码: B

文章编号: 1007-9904(2025)08-0079-06

Study on Designed Wind Load Characteristics of Transmission Line and Standard Comparisons Based on Actual Measurement of Strong Typhoon

SHAO Shuai^{1*}, YANG Fengli¹, PENG Bo², ZHANG Hongjie¹, JIAN Mingjian³

(1. China Electric Power Research Institute, Beijing 100055, China;

2. State Grid Corporation of China, Beijing 100031, China;

3. State Grid Shandong Electric Power Research Institute, Jinan 250001, China.)

Abstract: The wind field characteristics under strong typhoon and designed wind load parameters of transmission line are of great significance for improving the wind resistance design level. Thus, based on the actual measurement of strong wind of typhoon Mekkhala, this paper researches on the probability distribution characteristics and values of basic wind field parameters including typhoon average wind speed and turbulence intensity, and comparatively analyzes the differences in span reduction factor, gust response coefficient, and characteristic values of wind loads from different standard systems in the cases of typhoon with wind speed larger than 30 m/s. Results show that the designed wind load parameters, such as turbulence intensity, peak factor and gust response coefficient, conform to the generalized extreme probability model. The measured value of turbulence intensity is higher than that of the standard DL/T 5551—2018 with open landform, averagely 15% higher when the average wind speed is above 40 m/s. With the average wind speed increasing, span reduction coefficient and gust response coefficient calculated based on the measured data discretely decreases. The calculated values from measured wind speed above 30 m/s match those obtained by DL/T 5551—2018, which are much lower than the values of IEC 60826—2017 and ASCE No.74—2020. For characteristic values of wind loads, the measured results of maximum wind speed are enveloped by DL/T 5551—2018, but 40% lower than those obtained by IEC 60826—2017 and ASCE No.74—2020.

Keywords: transmission line; strong typhoon; wind field parameter; designed wind load

基金项目: 国家电网有限公司科技项目(5500-202316189A-1-1-ZN)。

Science and Technology Project of State Grid Corporation of China (5500-202316189A-1-1-ZN).

0 引言

全球气候变化背景下,台风等强风极端天气频发。近年来登陆我国台风及以上强度的台风呈增多趋势,台风引发强风灾害影响加剧^[1]。输电线路属于风敏感结构,密集分布于华东、华南等沿海台风强风易发区内,输电线路台风灾害故障时有发生^[2-4]。超强台风“桑美”(编号0608)、超强台风利奇马“利奇马”(编号1909)和强台风“黑格比”(编号2004)导致浙江电网大面积故障^[1];超强台风“莫兰蒂”(编号1614)引发福建电网7基500 kV输电铁塔损坏^[5];2023年,超强台风“杜苏芮”(编号2305)造成2基500 kV输电铁塔受损。

面对强台风对输电线路的危害的重大挑战,亟须开展输电线路强台风风场特性研究,提高输电线路抗台风防灾减灾水平。台风现场实测是研究风场参数特性最直接有效的研究手段。针对风敏感建筑结构,尤其是超高层建筑和大跨度桥梁,台风风场实测研究^[6-15]非常丰富,在风速剖面、湍流强度、阵风因子、湍流积分尺度、脉动风功率谱等台风风场参数取值、建模等方面取得较多研究成果,其中大部分实测数据对应台风平均风速量级不大于30 m/s。沿海输电线路设计风速一般高于30 m/s,例如,参考国家电网有限公司风区分布图,福建省沿海50年一遇重现期风区等级高于41 m/s。现有风场参数规律研究是否适用强风,存在疑问。邵帅等^[16]依托台风“米克拉”(编号2006)实测数据,重点探讨了台风登陆不同阶段强风条件下湍流强度、阵风因子、功率谱等参数特性,对比了基于实测高风速样本的风场参数计算值与我国输电线路现行荷载设计规范(DL/T 5551—2018)线条风荷载参数取值的差异。

上述研究更多关注单一风荷载参数特性和输电杆塔风效应^[12-14,17-24],不同实测风速区段内线路结构风响应特性及国内外线路设计规范风荷载参数合理性研究比较有限,关键设计风荷载参数概率模型与线路结构整体风荷载标准值规律尚未明确。因此,有必要基于台风的强风风速实测数据,进一步开展台风风速风向、湍流强度等基本风场参数和输电线路档距折减系数、导线阵风响应系数及风荷载标准值分布规律研究,并与国际常用的IEC 60826—2017《Design Criteria of Overhead Transmission

Lines》、ASCE No. 74—2020《Guidelines for Electrical Transmission Line Structural Loading》和我国现行DL/T 5551—2018《架空输电线路荷载规范》风荷载设计参数进行对比研究,为输电线路抗强风设计参数优化提供理论与技术支持。

1 台风风场实测概况

2020年第6号台风“米克拉”(国际编号2006)于8月11日07:30前后在福建省漳浦县沿海登陆,登陆时中心附近最大风力有12级(台风级)。风场实测测点距台风登陆路径最近约32.2 km(图1),测试系统位于福建省漳州市(建议到乡镇)沿海一山坡顶部,四周开阔无遮挡(图2)^[16],风速测量采用2套间距5 m、采样频率为10 Hz的三维脉动风速仪,编号为17号、18号测点,风速仪安装位置距地30 m。

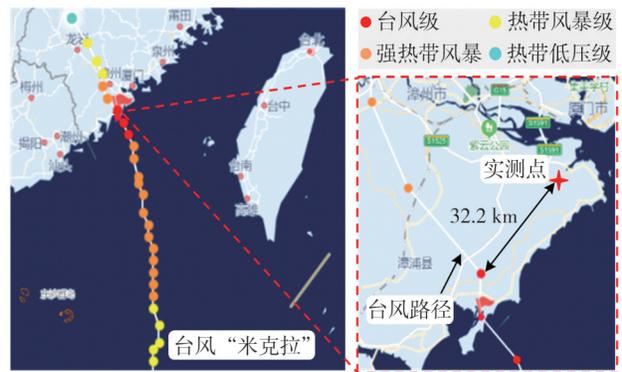


图1 台风登陆与实测位置

Fig.1 Typhoon landing path and location of actual measurement

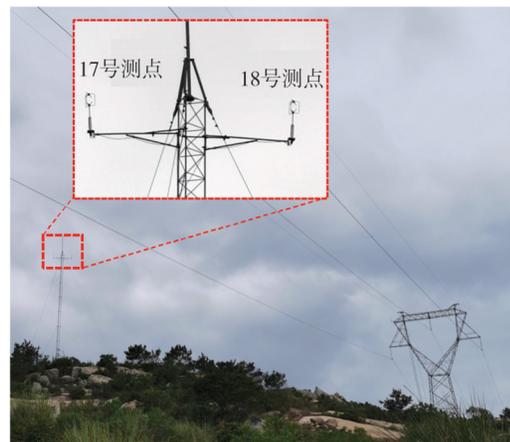


图2 风速测量现场实景图

Fig.2 Reality photograph of wind speed measurement site

2 台风平均风速及风向

图3给出了台风登陆至强风影响消失10 min平均风速及其概率分布关系。台风登陆前(03:00前)平均风速缓慢升高,最高达到约10 m/s量级;随着台风登陆后距离实测点位距离接近,平均风速迅速提高,尤其是07:30后,平均风速迅速由20 m/s量级提高到30 m/s量级,最高达到41.1 m/s。采用极值I型分布模型拟合平均风速样本,拟合优度(coefficient of determination, COD)为0.88,拟合效果良好。台风登陆过程中,强风条件下水平风向为偏南风,占比接近30%。最大风速发生于南偏东22.5°风向区间,如图4所示。

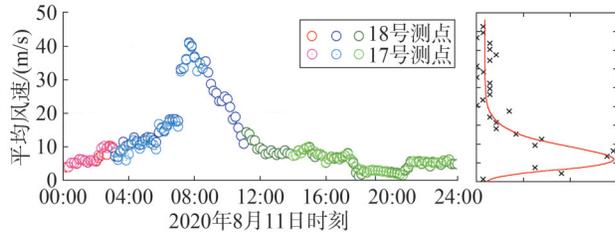


图3 平均风速随时间变化

Fig.3 Mean wind speed varies with time

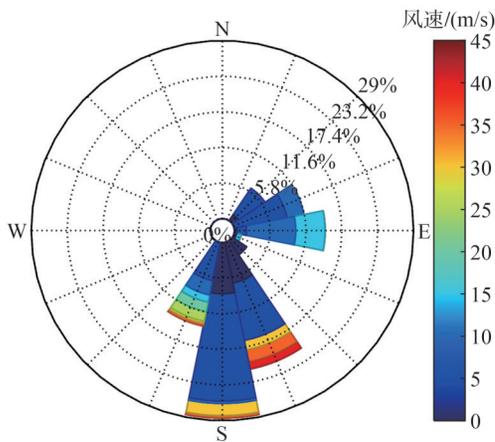


图4 水平风向角分布及对应平均风速

Fig.4 Horizontal wind direction angle distribution and corresponding average wind speed

3 输电线路台风设计风荷载参数特性

3.1 基本风场参数

图5给出了基于10 min样本的纵向湍流强度 I_u 、峰值因子 g_u 、导线与地线阵风系数 β_c 、阵风因子 G_u 概

率密度散点及广义极值模型(generalized extreme value, GEV)拟合分布图,其中横坐标数值对应的是各参数分别除以各自数据最大值之后归一化的结果,GEV拟合参数如表1所示,其中 $\beta_{c, \text{实测}}$ 为实测湍流强度、峰值因子代入计算结果。可以发现各参数总体满足GEV模型的分布特点,尤其是坐标轴右侧尾部区域拟合效果良好。 $I_u, \beta_{c, \text{实测}}$ 和 G_u 在分别在最大概率密度值的0.5、0.55和0.65附近出现双峰趋势,稍有偏离GEV拟合曲线。

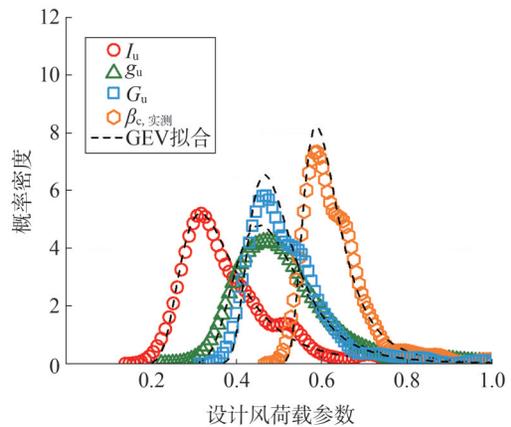


图5 设计风荷载参数概率密度函数拟合

Fig.5 Fitting of designed wind load parameters with probability density function

表1 输电线路设计风荷载参数GEV拟合结果
Table 1 GEV fitting results of designed wind load parameters of transmission line

风场参数	形状参数 k	尺度参数 σ	位置参数 μ
I_u	0.20	0.07	0.33
g_u	0.07	0.08	0.46
G_u	0.19	0.05	0.60
$\beta_{c, \text{实测}}$	0.19	0.06	0.48

图6所示为实测平均风速高于30 m/s风速样本下 $I_u, g_u, G_u, \beta_{c, \text{实测}}$ 与DL/T 5551—2018对应设计参数规范值比值(分别为0.12、2.5、1.43和1.43)^[25],随平均风速增加,上述各参数实测与规范值比值呈线性递减关系,进一步对比发现:1)30 m/s大风条件下,实测得到的 G_u, g_u 低于规范计算值,并且随平均风速的进一步增大,上述偏低的程度呈线性增大趋势,最大风速(41.1 m/s)下,分别偏低10%、22%;2)根据

实测风速计算的 I_u 和 g_u 代入规范公式得到的 $\beta_{c, \text{实测}}$ 高于根据实测数据按阵风因子风工程理论公式^[16]计算得到的 G_u ;3) I_u 实测值高于规范开敞型地貌下30 m高度处湍流强度,随风速增大,实测值与规范值比值逐渐降低,40 m/s风速以上情况下,平均偏高约15%。

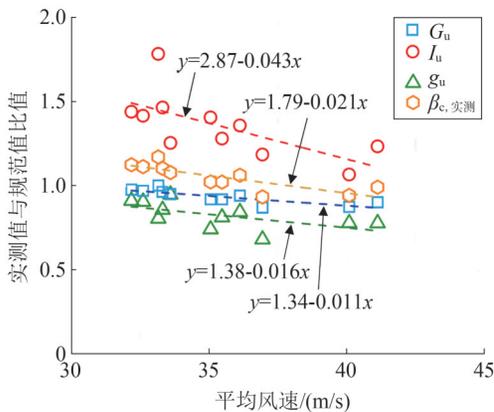


图6 30 m/s 平均风速实测样本下基本风场参数与DL/T 5551—2018 规范值(开敞地貌)对比

Fig.6 Comparisons of basic wind field parameters and the values of standard DL/T 5551—2018 (open landform) based on measured data with average wind speed 30m/s

3.2 档距折减系数

档距折减系数 α_L 与上述基本风场参数和输电线路水平档距相关,对应 IEC 60826—2017^[26]中参数 G_L 。图7给出了不同风速量级区段内基于实测样本均值计算与按规范计算档距折减系数结果。为了区分众多实测样本,根据平均风速 v 的量级,以10 m/s和30 m/s 风速为界限分为3组。结果表明, v 小于10 m/s时,档距折减系数波动性较大,变化范围为0.51~1。10 m/s< v <30 m/s,档距折减系数变化范围相对较低风速情况整体下移,最大值为0.93,最小值为0.47。当 v >30 m/s时,受样本数量小和参数脉动性低共同影响,档距折减系数集中分布于0.65~0.83,较DL/T 5551—2018,除了档距小于100 m时规范取值较大,随档距增大衰减较快外,变化趋势与规范结果相近,规范值介于实测计算值范围之内。41.1 m/s 风速条件、100 m 档距范围内,DL/T 5551—2018 档距折减系数比实测计算值偏大约11%,随着档距增加,中国规范结果小于实测计算值约7%。IEC 60826—2017给出的取值明显偏大,近似为各风速区间实测结果包络值。

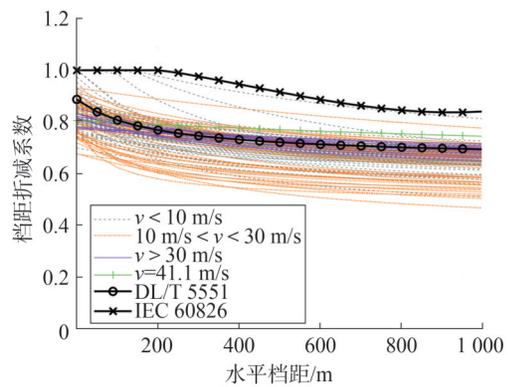


图7 档距折减系数实测计算值与开敞地貌规范结果对比
Fig.7 Span reduction factor comparisons between results calculated by measured data and those from open landform standard

3.3 导线阵风响应系数

DL/T 5551—2018 给出的 $(\alpha_L \beta_c)$ 与 ASCE No.74—2020 中参数 G_w ^[27]和 IEC 60826—2017 中 $(G_L G_c)$ 均反映导线和地线脉动响应,可统称为导线和地线阵风响应系数,其实测和规范计算值随档距变化关系如图8所示。结果表明,在150 m 档距范围以外,IEC 60826—2017 取值略小于实测结果,DL/T 5551—2018、ASCE No.74—2020 和 IEC 60826—2017 计算结果可分别可包络住 v >30 m/s(图8中紫色线条),10 m/s< v <30 m/s(图8中橙色线条)和 v <10 m/s(图8中灰色线条)条件下的实测计算值。最大风速41.1 m/s 下,实测计算值随档距增大衰减不明显,档距小于400 m 时,DL/T 5551—2018 结果较实测结果偏高约20%。

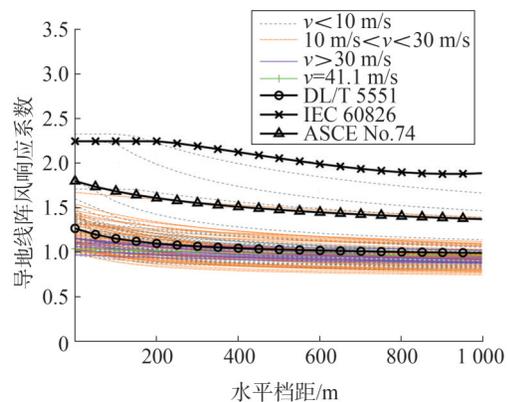


图8 导线阵风响应系数实测计算值与开敞地貌规范结果对比
Fig.8 Gust wind response factor comparisons between results calculated by measured data and those from open landform standard

3.4 导地线风荷载标准值

为了研究台风实际情况下综合考虑各风场参数特性的输电线路风荷载标准值规律,选取单位长度导线为研究对象,假设风向与导线之间夹角为 90° ,将导线直径和导线体型系数取为1,并将最大风速 41.1 m/s 作为 30 m 高度基本风压计算依据,即可得到最大平均风速条件下不同设计规范风荷载标准值,如图9所示。对于实测计算风荷载来说,其受风速取值影响显著,综合各风场参数后最终的风荷载标准值结果随风速取值增大而增大,最大风速下得到约 1.5 kN 的最大风荷载标准值。基于本次实测最大风速,DL/T 5551—2018计算得到的风荷载标准值在档距大于 200 m 情况下接近并高于实测最大值;档距小于 200 m 时,规范风荷载标准值明显大于实测结果,偏大约 26.7% 。

IEC 60826—2017和ASCE No.74—2020给出的风荷载标准值最大值接近 2.5 kN (档距为 0 时),相较于DL/T 5551—2018和实测计算最大值偏大 60% 以上。对于风荷载标准值随档距增大衰减关系来说,DL/T 5551—2018和ASCE No.74—2020比较相似,小档距条件下,衰减速率高于实测结果。

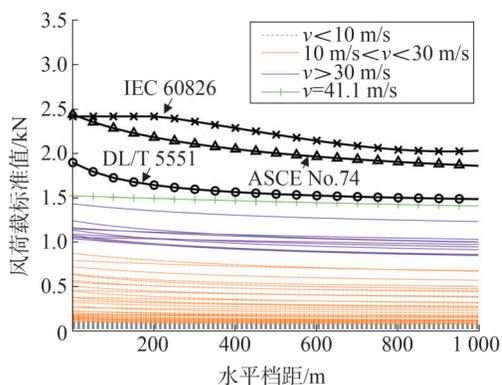


图9 风荷载标准值实测计算值与开敞地貌规范结果对比
Fig.9 Comparisons of characteristic values of wind loads between results calculated by measured data and those from open landform standard

4 结论

基于台风强风参数实测分析结果,开展了输电线路强风风场参数特性研究,探讨了国内外不同标准体系下风场参数与风荷载标准值差异,得到以下结论:

1)广义极值概率分布模型可以较好反映纵向湍流强度、峰值因子、导地线阵风系数及阵风因子的概率分布特性。

2) 30 m/s 高风速条件下,峰值因子、导地线阵风系数及阵风因子实测计算值与规范值比较接近;纵向湍流强度实测值明显高于规范值,强风条件下(平均风速大于 40 m/s)偏高约 15% 。

3)档距折减系数和导地线阵风响应系数实测计算值随平均风速增大,离散性降低,取值范围和上限值缩小。 30 m/s 以上平均风速实测样本计算值与DL/T 5551—2018结果接近。IEC 60826—2017和ASCE No.74—2020取值偏大,可包络住小风速情况下实测计算结果上限值。

4)基于实测 41.1 m/s 最大风速,综合考虑各风场参数影响的DL/T 5551—2018风荷载标准值适度包络实测结果;IEC 60826—2017和ASCE No.74—2020给出的风荷载标准值比实测结果最大值偏高 60% 以上,相对较为保守。

参考文献

- [1] 王振国,康丽莉,李特,等.浙江沿海地区台风灾害风险区域划分研究[J].浙江电力,2024,43(3): 28-37.
WANG Zhenguo, KANG Lili, LI Te, et al. A study on typhoon disaster risk zoning in Zhejiang coastal areas[J]. Zhejiang Electric Power, 2024, 43(3): 28-37.
- [2] 谢善益,杨强,谢恩彦,等.考虑受端电网运行安全的台风条件下海上风电场协调运行策略[J].浙江电力,2023,42(10)17-24.
XIE Shanyi, YANG Qiang, XIE Enyan, et al. The coordinated operation strategy for offshore wind farms with energy storage under typhoon conditions considering the operation safety demand of receiver grid[J]. Zhejiang Electric Power, 2023, 42(10)17-24.
- [3] 朱宽军,徐鸿.考虑风速时空分布特性的高压输电塔-线体系风致响应分析研究[J].中国电机工程学报,2019,39(8): 2348-2356.
ZHU Kuanjun, XU Hong. Analysis on wind-induced responses of high voltage tower-line system considering the spatial-temporal distribution characteristics of wind speed [J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(8): 2348-2356.
- [4] 谭静,王东,张英华,等.台风灾害下电网多维韧性评估研究[J].山东电力技术,2024,51(3): 27-35.
TAN Jing, WANG Dong, ZHANG Yinghua, et al. Multidimensional resilience assessment of power grids under typhoon disasters [J]. Shandong Electric Power, 2024, 51(3): 27-35.
- [5] 翁兰溪,赵金飞,林锐,等.福建沿海台风风速分布特性及对输电线路的影响研究[J].长沙理工大学学报(自然科学版),

- 2020,17(3): 95-101.
- WENG Lanxi, ZHAO Jinfei, LIN Rui, et al. Investigation of distribution characteristics of typhoon in Fujian coastal area and its influence on transmission lines[J]. Journal of Changsha University of Science & Technology(Natural Science), 2020, 17(3): 95-101.
- [6] CAO S Y, TAMURA Y, KIKUCHI N, et al. Wind characteristics of a strong typhoon[J]. Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics, 2009, 97(1): 11-21.
- [7] 胡尚瑜, 宋丽莉, 李秋胜. 近地边界层台风观测及湍流特征参数分析[J]. 建筑结构学报, 2011, 32(4): 1-8.
- HU Shangyu, SONG Lili, LI Qiusheng. Monitoring of typhoons in surface boundary layer and analysis of wind turbulence characteristics[J]. Journal of Building Structures, 2011, 32(4): 1-8.
- [8] 李波, 张星灿, 杨庆山, 等. 台风“苏力”近地风场脉动特性实测研究[J]. 建筑结构学报, 2015, 36(4): 99-104.
- LI Bo, ZHANG Xingcan, YANG Qingshan, et al. Research on fluctuating wind characteristics near ground of typhoon ‘Soulik’ by field measurement[J]. Journal of Building Structures, 2015, 36(4): 99-104.
- [9] LI L X, KAREEM A, XIAO Y Q, et al. A comparative study of field measurements of the turbulence characteristics of typhoon and hurricane winds[J]. Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics, 2015, 140: 49-66.
- [10] 黄子逢, 顾明. 上海环球金融中心顶部台风“灿鸿”风速实测[J]. 同济大学学报: 自然科学版, 2016, 44(8): 1205-1211.
- HUANG Zifeng, GU Ming. Field measurement of wind characteristics of typhoon Chan-hom on Shanghai world financial center[J]. Journal of Tongji University: Natural Science, 2016, 44(8): 1205-1211.
- [11] 王旭, 黄超, 黄鹏, 等. 台风“海葵”近地风脉动特性实测研究[J]. 振动与冲击, 2017, 36(11): 199-205.
- WANG Xu, HUANG Chao, HUANG Peng, et al. Field measurements for characteristics of near ground fluctuating wind during typhoon ‘HAIKUI’ blowing[J]. Journal of Vibration and Shock, 2017, 36(11): 199-205.
- [12] 姚博, 聂铭, 谢壮宁, 等. 台风“海马”登陆过程近地风场脉动特性研究[J]. 建筑结构学报, 2018, 39(1): 28-34.
- YAO Bo, NIE Ming, XIE Zhuangning, et al. Study on near-ground turbulence characteristics of typhoon Haima during landfalling[J]. Journal of Building Structures, 2018, 39(1): 28-34.
- [13] 何宏明, 雷旭, 聂铭, 等. 台风“海马”登陆中心近地风场特性实测研究[J]. 建筑结构学报, 2018, 39(10): 29-36.
- HE Hongming, LEI Xu, NIE Ming, et al. Field measurement research of near ground wind field characteristics at landing center during typhoon ‘Haima’[J]. Journal of Building Structures, 2018, 39(10): 29-36.
- [14] FANG G S, ZHAO L, CAO S Y, et al. Gust characteristics of near-ground typhoon winds[J]. Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics, 2019, 188: 323-337.
- [15] ZHAO L, CUI W, GE Y J. Measurement, modeling and simulation of wind turbulence in typhoon outer region[J]. Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics, 2019, 195: 104021.
- [16] 邵帅, 张宏杰, 潘峰, 等. 台风“米克拉”近登陆点强风特性实测与输电线路设计风荷载研究[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(13): 4698-4709.
- SHAO Shuai, ZHANG Hongjie, PAN Feng, et al. Study on field measurements of strong wind characteristics near the typhoon “Mekkhala” landing place and design wind loads of transmission lines[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(13): 4698-4709.
- [17] 楼文娟, 夏亮, 蒋莹, 等. B类风场与台风风场下输电塔的风振响应和风振系数[J]. 振动与冲击, 2013, 32(6): 13-17.
- LOU Wenjuan, XIA Liang, JIANG Ying, et al. Wind-induced response and wind load factor of transmission tower under terrain B wind field and typhoon wind field[J]. Journal of Vibration and Shock, 2013, 32(6): 13-17.
- [18] 邓洪洲, 段成荫, 徐海江. 良态风场与台风风场下输电塔线体系气弹模型风洞试验[J]. 振动与冲击, 2018, 37(8): 257-262.
- DENG Hongzhou, DUAN Chengyin, XU Haijiang. Wind tunnel tests on an aeroelastic model of a transmission tower-line system under normal wind field and typhoon wind field[J]. Journal of Vibration and Shock, 2018, 37(8): 257-262.
- [19] 张宏杰, 杨靖波, 杨风利, 等. 台风风场参数对输电杆塔力学特性的影响[J]. 中国电力, 2016, 49(2): 41-47.
- ZHANG Hongjie, YANG Jingbo, YANG Fengli, et al. Study on the influence of typhoon wind parameters on mechanical characteristics of transmission tower[J]. Electric Power, 2016, 49(2): 41-47.
- [20] 李颖, 杨程, 方伟华, 等. 台风灾害输电线路杆塔脆弱性与风险评估: 以浙江省为例[J]. 热带地理, 2024, 44(6): 1113-1126.
- LI Ying, YANG Cheng, FANG Weihua, et al. Vulnerability and risk assessment of transmission line towers under typhoon disasters: a case study of Zhejiang Province[J]. Tropical Geography, 2024, 44(6): 1113-1126.
- [21] 钟维军, 徐海巍, 楼文娟, 等. 台风风场下近海高压输电结构的风振分析[J]. 空间结构, 2020, 26(4): 91-96.
- ZHONG Weijun, XU Haiwei, LOU Wenjuan, et al. Wind-induced response estimation of offshore high voltage transmission structures under typhoon wind field[J]. Spatial Structures, 2020, 26(4): 91-96.
- [22] 朱云祥, 张若愚, 曹枚根, 等. 海岛大跨越输电塔线体系风振响应及风振系数[J]. 高压电器, 2022, 58(1): 111-121.
- ZHU Yunxiang, ZHANG Ruoyu, CAO Meigen, et al. Wind induced vibration response and coefficient of large crossing transmission tower line system between islands[J]. High Voltage Apparatus, 2022, 58(1): 111-121.

(下转第93页)

DOI: 10.20097/j.cnki.issn1007-9904.2025.08.009

多应力下变压器油纸绝缘寿命评估模型

刘建¹, 孙锐¹, 高俊营¹, 李长云^{2*}

(1. 国网山东省电力公司德州供电公司, 山东 德州 253072; 2. 山东科技大学, 山东 青岛 266590)

摘要: 针对变压器油纸绝缘在电场、温度和机械力等多重外部环境因素下的老化问题, 分析电、热、力三种因素对油纸寿命的影响。通过在不同温度(363 K、383 K、403 K)、电场强度(2 kV/mm、2.5 kV/mm、3 kV/mm)和机械应力(1 MPa、1.5 MPa、2 MPa)条件下进行加速老化试验, 测定油纸绝缘在不同老化阶段的聚合度(degree of polymerization, DP), 获得了DP随时间变化的损失曲线; 基于时温叠加法, 对温度平移因子进行了改进, 进一步引入电场强度和机械应力平移因子, 将电场和机械力的作用纳入Arrhenius方程中修正活化能项, 构建了考虑电、热、力多因素的油纸绝缘寿命评估模型。研究结果为变压器油纸绝缘在复杂环境下的寿命预测提供了理论支持。

关键词: 油纸绝缘; 寿命评估; 聚合度; 时温叠加

中图分类号: TM855

文献标志码: A

文章编号: 1007-9904(2025)08-0085-09

Life Assessment Model of Transformer Oil-paper Insulation under Multiple Stresses

LIU Jian¹, SUN Rui¹, GAO Junying¹, LI Changyun^{2*}

(1. State Grid Dezhou Power Supply Company, Dezhou 253072, China;

2. Department of Electrical Engineering, Shandong University of Science and Technology, Qingdao 266590, China)

Abstract: Aiming at the aging of transformer oil-paper insulation under multiple external environmental factors of electric field, temperature, and mechanical force, this work analyzes the effects of the three factors of electro-thermal force on the life of oil-paper. By conducting accelerated aging tests at different temperatures (363 K, 383 K, 403 K), electric field strengths (2 kV/mm, 2.5 kV/mm, and 3 kV/mm), and mechanical stresses (1 MPa, 1.5 MPa, and 2 MPa), the degree of polymerization (DP) of oil-paper insulations at different aging stages is determined, and the loss curves of the degree of polymerization with the change of time are obtained. Based on the time-temperature superimposed method, the temperature leveling factor is improved, and electric field strength and mechanical stress leveling factors are introduced. The effects of the electric field and mechanical force are incorporated into the activation energy term in the Arrhenius equation, resulting in the life assessment model of oil-paper insulation considering multiple factors of electricity, heat, and force. The results provide theoretical support for the life prediction of transformer oil-paper insulation in complex environments.

Keywords: oil-paper insulation; life assessment; polymerization; time-temperature superposition

0 引言

变压器可靠运行对电网安全稳定至关重要, 而内部绝缘老化是影响其性能重要因素之一。油纸绝缘是大型电力变压器内重要的绝缘系统组成部分。纤维素绝缘纸的老化对设备运行和安全性具有直接影响。在变压器长期运行过程中, 绝缘纸在电、

磁、热、振动等多种物理场的影响, 绝缘性能逐渐衰退^[1]。评估纤维素绝缘纸的老化状态常用指标包括聚合度和抗张强度等物理化学性能, 还有油中糠醛含量等老化产物。

大量研究表明, 油纸绝缘中的纤维素绝缘纸等绝缘材料容易受到热应力的影响, 特别是在氧气、水分、过热及过电压等因素的协同作用下, 会发生老化现象, 进而导致绝缘系统电气性能、机械性能和化学性能等各项性能逐渐降低。变压器中纤维素绝缘纸在整体绝缘中占据重要作用, 许多学者通

基金项目: 国网山东省电力公司科技项目(520608230001)。
Science and Technology Project of State Grid Shandong Electric Power Company (520608230001)。

过不同方式研究其分解特性、损伤规律、预测剩余寿命等。其中,通过加速热老化试验,将测量数据外推并建立寿命预测模型,评估不同环境下油纸绝缘的运行寿命,这对提高电力变压器的稳定性有重要作用。

在评估绝缘纸力学性能时,国内外学者常用聚合度作为重要指标,并通过纤维素降解动力学方程研究不同温度下聚合度变化规律。基于 Arrhenius 方程高温加速老化数据可以用于预测低温下实际运行寿命。为分析油浸纸的介电特性,建立了多种动力学模型。文献[2-3]从初始聚合度到最终聚合度的一阶动力学模型引入零阶模型,在一阶动力学模型中,注意到在热降解初始条件下,表现为直线行为,但随着时间的增加,不遵循相同的趋势,出现偏差。为提高效率,减少一阶动力学模型局限性,文献[4-5]引入了一个二阶动力学模型。二阶动力学模型比零阶动力学模型具有更好的准确性。文献[6]描述了聚合度对纤维素降解动力学的影响。然而,这些方程主要考虑温度对纤维素降解速率的影响,未充分考虑机械力和电场强度等因素对纤维素热降解速率的加速作用^[7-9]。

国内外研究表明,传统老化研究领域主要关注电、热等单应力因子和双因子之间老化问题^[10-12]。文献[13]在动力学模型基础之上考虑换油周期对于油纸绝缘的老化和寿命的影响,求得新型寿命预测关系式。文献[14]通过对油纸绝缘进行电-热联合加速老化试验,并利用 Weibull 分布对试样击穿寿命进行统计分析,确定试样平均寿命。文献[15]对绝缘纸进行加速老化试验,结合频域介电谱和抗拉强度测量值,发展了一种基于频域介电谱的绝缘纸剩余寿命预估判据。文献[16]分析了机-热下的聚合度和抗张强度变化规律,建立了机-热联合老化下的绝缘纸寿命模型。上述研究促进了变压器油纸绝缘系统剩余寿命评估的研究,然而对电、热、机械以及其他应力作用下多因子老化研究相对较少。

本文以电力变压器油纸复合绝缘材料为研究对象,首先开展不同温度、机械压力和电场条件下的加速老化试验,旨在模拟绝缘材料在实际运行中的老化情况。进一步测量老化试验中不同时间段下的绝缘纸聚合度(degree of polymerization, DP),并通过纤维素降解动力学方程对 DP 数据进行拟合,得到不同时间-聚合度变化主曲线。最后,深入探讨了温度、

电场强度和机械压力对老化速率综合影响。改进油纸绝缘的寿命评估模型,不仅可以将高温加速老化数据外推到实际工作温度,还能综合考虑三种因素对老化速率的影响,能够更准确地评估绝缘材料寿命。

1 绝缘油纸电、热、力老化试验

1.1 油纸预处理

绝缘纸试样为普通硫酸盐木浆牛皮绝缘纸,绝缘油为 25 号克拉玛依变压器矿物油。首先,将绝缘纸裁剪为长 200 mm、宽 50 mm,厚度为 0.125 mm;其次,将绝缘纸样品和绝缘油分别放入不同烧杯中,将不同烧杯分别放入真空干燥箱,将绝缘纸真空干燥箱参数设置为 333 K、50 Pa,运行时间为 12 h;绝缘油真空干燥箱参数为 363 K、50 Pa,运行时间为 48 h。最后,将含有绝缘油的真空干燥箱中温度设置为 313 K,将干燥后绝缘纸加入绝缘油烧杯中,让绝缘纸充分与绝缘油接触 36 h 后,得到油纸试样。

1.2 加速电、热、力老化及聚合度测量

将得到的油纸试样分别在不同温度 T 、电场强度 E 、机械强度 F 下进行多组加速电、热、力老化试验。

试验过程中,通过老化箱精确调节温度,以确保环境条件的稳定性,选择温度为 363 K、383 K、403 K 加速热老化过程,并使用 Arrhenius 方程进行拟合。老化箱两侧配备的测力计用于监测和控制施加于油纸的机械应力。由文献[16]可知,绝缘纸大部分区域沿绕组圆周切线方向的受力强度为 0.2 MPa 左右,峰值为 2.12 MPa,故本文选择 1 MPa、1.5 MPa、2 MPa 进行加速机械应力老化。高压电由变压器产生,并施加于不锈钢电极,以实现所需的电场条件。文献[17]中,由试验得到运行时绝缘油电场强度小于 2 kV/mm 的节点较多,故本文选择 2 kV/mm、2.5 kV/mm、3 kV/mm 进行加速电老化。具体老化平台结构示意图如图 1 所示。

根据文献[18]中给出的关于聚合度的测量方法,对绝缘纸聚合度进行测量,进一步根据测量数据对老化状态进行评估。将绝缘纸样品进行干燥处理,在铜乙二胺中进行溶解,之后使用黏度计进行测量得到特性黏度,最后得到聚合度。对试样进行重复测量三次,取其平均值作为聚合度数值。

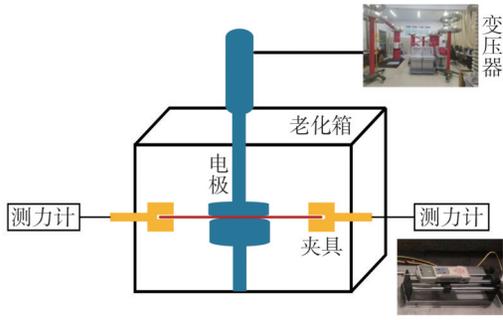


图1 老化平台整体示意图

Fig.1 Overall schematic diagram of the aging platform

2 纤维素降解的动力学方程

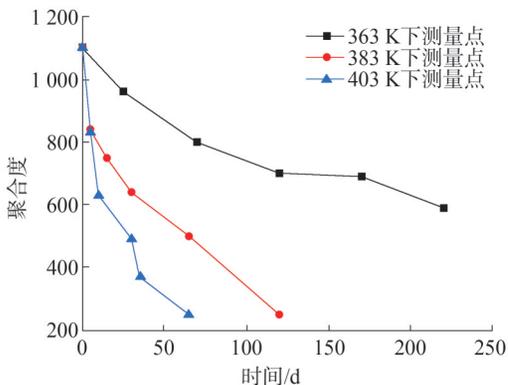
2.1 热老化的聚合度累积损失动力学方程

聚合度随时间变化趋势可通过纤维素降解动力学方程来进行表征^[19]。文献[20]在原始动力学方程基础上,对参数代表意义进行了进一步解释,提出了一种更为精确的动力学方程,如式(1)所示。

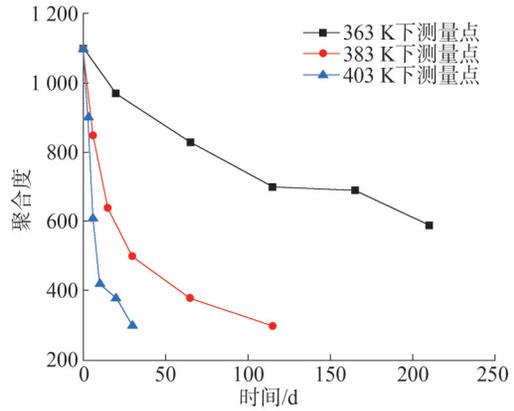
$$\omega_{DP} = 1 - \frac{\lambda_{DP}}{\lambda_{DP0}} = \omega_{DP}^* (1 - e^{-k_{DP}t}) \quad (1)$$

式中: ω_{DP} 为聚合度累积损失率,表征纤维素绝缘纸的降解状态,且 $0 \leq \omega_{DP} \leq 1$, $\omega_{DP} = 0$ 对应未降解状态, $\omega_{DP} = 1$ 对应完全降解状态; λ_{DP0} 为绝缘纸初始聚合度; λ_{DP} 为老化时间 t 后的聚合度值; ω_{DP}^* 为聚合度降解最大值; k_{DP} 为纤维素聚合度降解的速率。

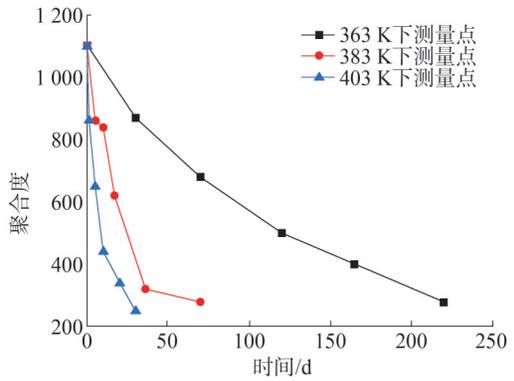
将所获得聚合度测量数据通过式(1)进行拟合,得到拟合主曲线的各参数数值,如表1所示。图2和图3以机械力为1 MPa时为例,分别给出电场强度为2 kV/mm、2.5 kV/mm、3 kV/mm情况下DP变化曲线和拟合结果。



(a) $E=2$ kV/mm



(b) $E=2.5$ kV/mm



(c) $E=3$ kV/mm

图2 $F=1$ MPa时聚合度变化曲线

Fig.2 Polymerization degree change curve at $F=1$ MPa

表1 试验数据的式(1)部分拟合参数

Table 1 Fitting parameters of test data with equation (1)

F /MPa	E /(kV/mm)	T /K	ω_{DP}^*	k_{DP}/d^{-1}	R^2
1	2	363	0.470 31	0.012 09	0.985 26
		383	0.721 64	0.032 57	0.959 17
		403	0.719 76	0.075 99	0.956 98
1	2.5	363	0.475 71	0.007 84	0.967 75
		383	0.682 75	0.045 15	0.993 57
		403	0.721 41	0.118 58	0.936 56
1	3	363	1.079 62	0.005 13	0.996 72
		383	0.834 35	0.035 46	0.958 11
		403	0.046 22	0.142 99	0.970 42

2.2 时温叠加原理

2.2.1 时间-温度叠加方法

实验室环境下对油纸进行热老化的目的是使高温条件下得到的数据在低温条件下也有意义,进而得到油纸在实际情况下的数据变化量。时温叠加

(time-temperature superposition, TTSP)法是一种常用的外推方法^[21-23],在高温热老化过程中,材料微观变化与常温老化情况下的变化一致,并且化学反应速率 k 遵循 Arrhenius 方程,如式(2)所示。

$$k = A \exp \frac{-E_a}{R'T} \quad (2)$$

式中: A 为指前因子; E_a 为活化能,J/mol; R' 为气体常数,8.314; T 为温度,K。

联立式(1)和式(2),可将活化能和聚合度进行联系,得到不同温度条件下的时间-聚合度曲线,并通过对该曲线进行平移,得到主曲线,具体步骤如下。

首先,在维持机械强度和电场强度不变条件下,得到温度为363 K、383 K、403 K下的时间-聚合度曲线,将383 K和403 K下曲线向363 K曲线的方向进行平移,使两条平移曲线与363 K下曲线实现重合,得到主曲线。通过主曲线和平移曲线进行对比,得到时温平移因子 α_T ,如式(3)所示。

$$\alpha_T = \frac{t_{ref}}{t_T} \quad (3)$$

式中: t_T 为383 K和403 K平移前曲线中的某一时刻; t_{ref} 为两曲线平移形成主曲线之后对应的时刻。

其次,根据得到的平移因子和式(3),其中化学反应速率和时间成反比,将平移因子同 Arrhenius 方程活化能联系,得到式(4)。

$$\alpha_T = \exp \left(\frac{E_a}{R'} \left(\frac{1}{T_{ref}} - \frac{1}{T} \right) \right) \quad (4)$$

式中: T_{ref} 为参考温度,K。

可以发现在确定温度 T 的前提下,由式(3)求得 α_T ,而 R' 已知,由式(4)能够得到不同温度下的活化能 E_a 。

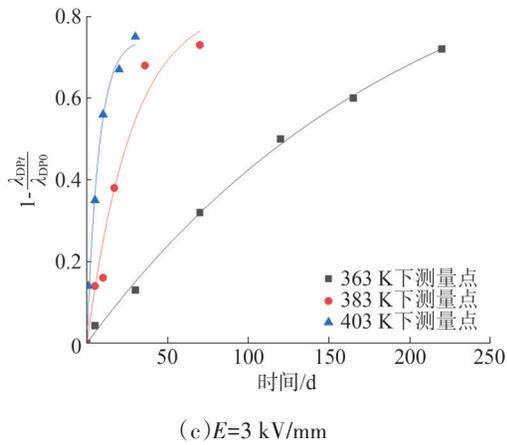
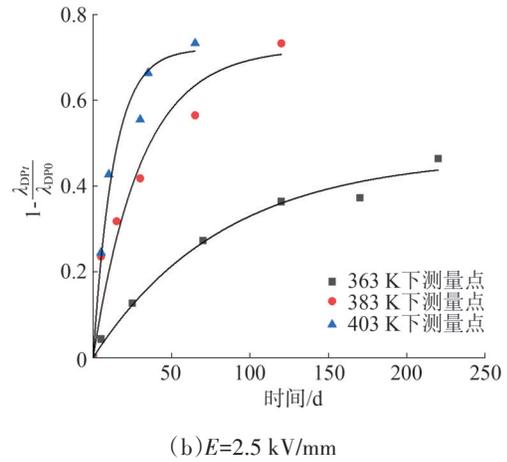
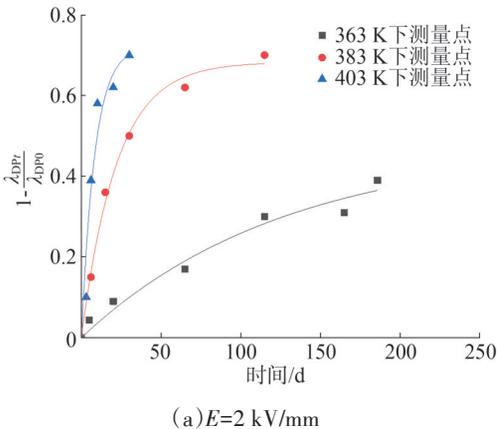


图3 $F=1$ MPa时试验数据的拟合曲线

Fig.3 Fitting curves of test data with $F=1$ MPa

最后,获得仅考虑温度因素的油纸寿命预测模型,如式(5)所示。

$$\left\{ \begin{aligned} \alpha_T &= \exp \left[\frac{E_a}{R'} \left(\frac{1}{T_{ref}} - \frac{1}{T} \right) \right] \\ \omega_{DP} &= 1 - \frac{\lambda_{DPi}}{\lambda_{DPO}} \\ t_{ref} &= \frac{-\ln \left(1 - \frac{\omega_{DP}}{\omega_{DP}^*} \right)}{k_{DP}} \\ t_T &= \frac{t_{ref}}{\alpha_T} \end{aligned} \right. \quad (5)$$

ω_{DP}^* 和 k_{DP} 通过式(1)对平移之后形成的主曲线进行曲线拟合,求得数值。然后通过式(3)将363 K条件下消耗的时间外推至其他实际工况温度下的实际寿命。

2.2.2 热主曲线拟合

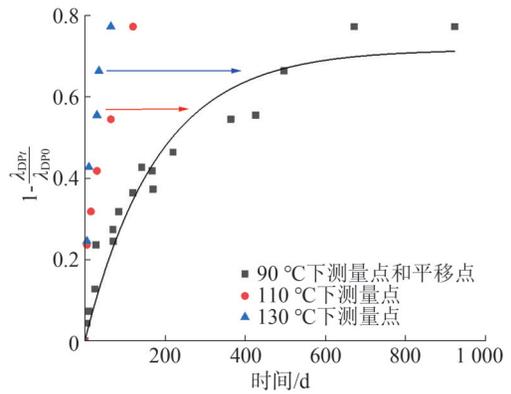
对三种机械力(1 MPa、1.5 MPa、2 MPa)、三种电场强度(2 kV/mm、2.5 kV/mm、3 kV/mm)、三种温度

(363 K、383 K、403 K)下的数据进行主曲线拟合,将363 K作为参考温度,得到部分参数,如表2所示。仍以机械强度为1 MPa和电场强度分别为2 kV/mm、2.5 kV/mm、3 kV/mm条件下的试验数据为例,将图3中所得曲线进行平移得到主曲线和拟合结果,如图4所示。将表2参数代入式(5),则可分别外推出机械强度为1 MPa和电场强度为三种情况(2 kV/mm、2.5 kV/mm、3 kV/mm)下的油纸试品在其他温度下寿命。

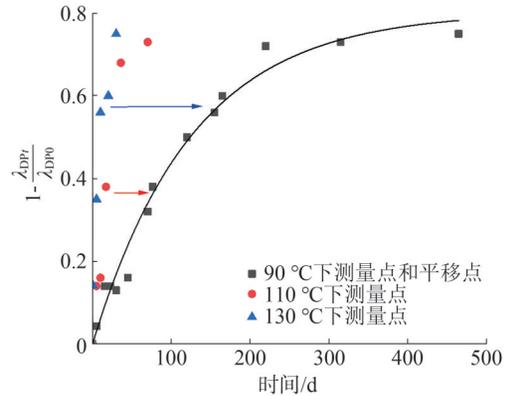
表2 不同机械主曲线的式(1)拟合参数(F=1MPa)

Table 2 Fitting parameters of the master curve with equation (1)

$E/(kV/mm)$	T/K	α_r	ω_{DP}^*	$k_{DP}/(d^{-1})$	$E_a/(kJ/mol)$	R^2
2	363	1.0	0.63	0.047	119.35	0.985 26
	383	5.6				0.959 17
	403	14.2				0.956 98
2.5	363	1.0	0.64	0.053	89.37	0.967 75
	383	10.5				0.993 57
	403	31.0				0.936 56
3	363	1.0	0.69	0.061	84.42	0.996 72
	383	4.5				0.958 11
	403	15.5				0.970 42



(b) $F=1\text{ MPa}, E=2.5\text{ kV/mm}$



(c) $F=1\text{ MPa}, E=3\text{ kV/mm}$

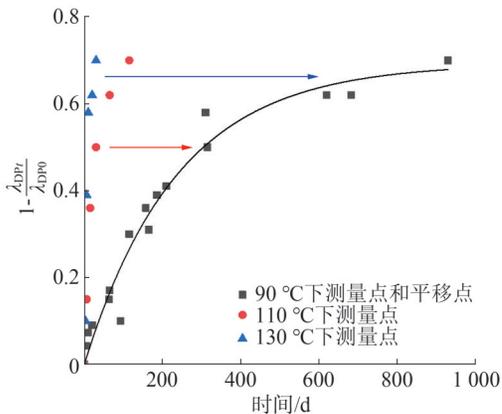
图4 363 K时的平移主曲线

Fig.4 Master curve at 363 K

3 考虑多因子的寿命预测模型

3.1 电、热、力下化学反应速率和平移因子

在式(2)中,化学反应速率与活化能和温度进行联系,因为该公式只考虑了温度因素对反应速率的影响,本节中进一步考虑电场因素和机械因素对活化能的影响,进而加快化学反应速率,将电场强度和机械强度对活化能的影响分别表示为 γE 和 βF ,并将其耦合到活化能中,得到电、热、力化学反应速率 $k_{T,E,F}$



(a) $F=1\text{ MPa}, E=2\text{ kV/mm}$

$$k_{T,E,F} = A \exp \frac{-(E_a - \gamma E - \beta F)}{R'T} \quad (6)$$

式中: γ 和 β 分别为电场强度和机械强度的影响因子。

将式(3)和式(6)结合,得到电、热、力平移因子 $\alpha_{T,E,F}$

$$\begin{aligned} \alpha_{T,E,F} &= \frac{t_{T_{ref}, E_{ref}, F_{ref}}}{t_{T,E,F}} = \frac{k_{T,E,F}}{k_{T_{ref}, E_{ref}, F_{ref}}} \\ &= \frac{A \exp [-(E_a - \gamma E - \beta F)/(R'T)]}{A \exp [-(E_a - \gamma E_{ref} - \beta F_{ref})/(R'T_{ref})]} \\ &= \exp \left[\frac{1}{R'} \left(\frac{E_a - \gamma E_{ref} - \beta F_{ref}}{T_{ref}} - \frac{E_a - \gamma E - \beta F}{T} \right) \right] \quad (7) \\ &= \exp \left[\frac{E_a}{R'} \left(\frac{1}{T_{ref}} - \frac{1}{T} \right) \right] \cdot \exp \left[\frac{-\gamma}{R'} \left(\frac{E_{ref}}{T_{ref}} - \frac{E}{T} \right) \right] \cdot \\ &\quad \exp \left[\frac{-\beta}{R'} \left(\frac{F_{ref}}{T_{ref}} - \frac{F}{T} \right) \right] \end{aligned}$$

式中: $t_{T_{ref}, E_{ref}, F_{ref}}$ 为最终形成的主曲线上聚合度下降至给定值所对应的实际时间,即363 K、2 kV/mm、1 MPa条件下所对应的的时间; $t_{T,E,F}$ 为实际条件下实际寿命; $k_{T_{ref}, E_{ref}, F_{ref}}$ 为363 K、2 kV/mm、1 MPa下化学反应速率。 T_{ref} 、 E_{ref} 和 F_{ref} 在本文中取363 K、2 kV/mm、1 MPa,分别作为平移主曲线参考温度、参考电场强度和参

考机械强度。由式(4)得到 α_T ,根据式(7)得到三个公式乘积,代表了曲线的三次平移过程,在此基础上得到电场平移因子 α_E 和机械平移因子 α_F 。

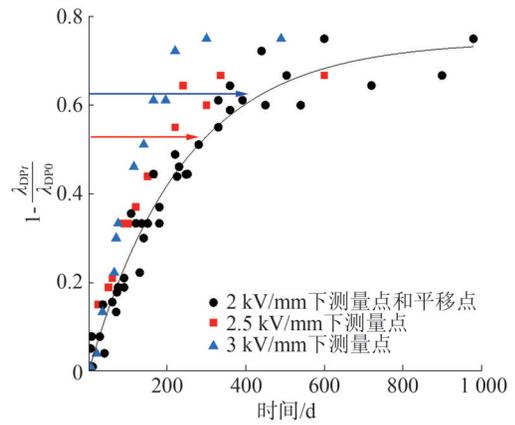
$$\alpha_E = \exp\left(\frac{\gamma}{R'}\left(\frac{E}{T} - \frac{E_{ref}}{T_{ref}}\right)\right) \quad (8)$$

$$\alpha_F = \exp\left(\frac{\beta}{R'}\left(\frac{F}{T} - \frac{F_{ref}}{T_{ref}}\right)\right) \quad (9)$$

3.2 电、力主曲线拟合

式(5)描述的寿命预测模型只考虑了温度因素,而 ω_{DP}^* 和 k_{DP} 受到电场强度、机械强度的影响,进而影响平移因子和寿命时间预测,因此进一步构造考虑电、热、力三种因素的油纸寿命评估模型。

在2.2.2节中热主曲线拟合基础上,进一步进行电主曲线拟合和力主曲线拟合。借助于时温叠加(time-temperature superposition, TTSP)平移思想,首先保持机械强度为1 MPa不变,选择 $E=2$ kV/mm作为参考电场强度,分别对三条主曲线进行二次平移,得到一条二次主曲线,如图5(a)所示,并对其按照式

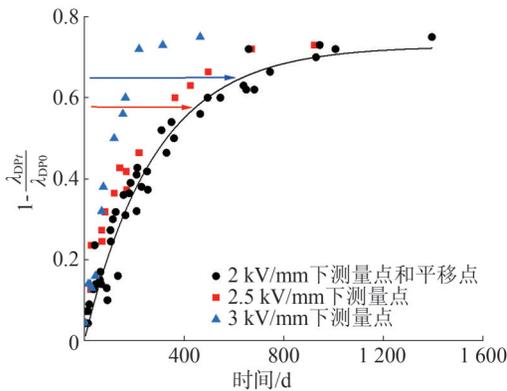


(c) $F=2$ MPa

图5 2 kV/mm 平移主曲线
Fig.5 Master curve of 2 kV/mm

(1)进行拟合,得到对应参数,按照上述步骤得到 F 为1.5 MPa和2 MPa下的各自二次主曲线,如图5(b)、图5(c)所示。

最后选择1 MPa作为参考机械强度,对图5中得到的三条主曲线进行再次平移,得到2 kV/mm、1 MPa、363 K下拟合主曲线,如图6所示。



(a) $F=1$ MPa

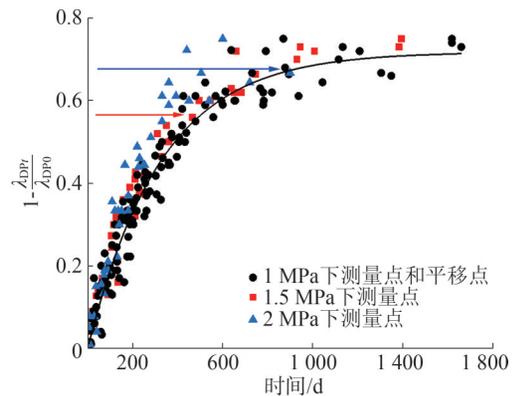
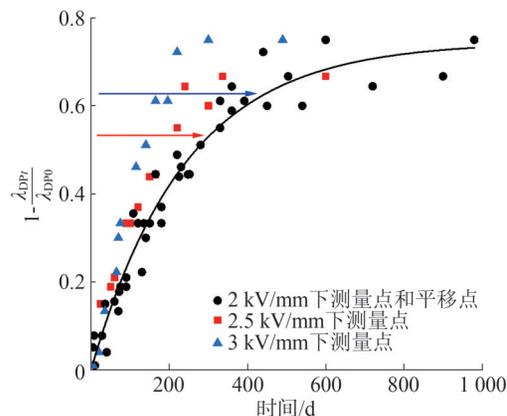


图6 1 MPa 平移主曲线

Fig.6 Master curve of 1 MPa



(b) $F=1.5$ MPa

3.3 电、热、力下油纸寿命预测流程

在进行电、热、力油纸试验得到试验数据的基础上,对数据进行拟合得到主曲线,获得三种平移因子和其他参数,进行平移得到最终的三次平移主曲线,进行寿命预测,具体步骤如下。

步骤1):在 m 个温度($T_1 < T_2 < \dots < T_m$)、 n 个电场强度($E_1 < E_2 < \dots < E_n$)和 p 个机械强度($F_1 < F_2 < \dots < F_p$)下进行油纸老化试验,将三种影响因素进行

分组得到 mnp 个组别,对各种组别在不同时间下进行聚合度测量,进一步根据式(1)将同一组下测量的数据拟合为一条曲线,共得到 mnp 条曲线,绘制成二维图, x 轴为时间, y 轴为性能参数 $1 - \frac{\lambda_{DPi}}{\lambda_{DP0}}$ 。

步骤2):首先,确定电场强度 E_1 和机械强度 F_1 ;然后,将 T_2 到 T_m 共 $m - 1$ 种情况下的曲线平移至 T_1 曲线进行拟合,得到 $m - 1$ 个温度平移因子和一条一次平移主曲线;进而计算得到拟合优度 R^2 ,通过对平移因子进行优化使 R^2 接近 1;最后,将优化后平移因子代入式(4),得到 $m - 1$ 种情况下的活化能,并求取其平均值作为寿命预测模型中的平均活化能 E_a 。

步骤3):在步骤2)得到的一次主曲线基础上,确定机械强度为 F_1 的 n 条主曲线(对应于 n 个电场强度),将 E_2 到 E_n 共 $n - 1$ 种情况下的曲线平移至 E_1 曲线进行拟合,得到 $n - 1$ 个电场强度平移因子和一条二次平移主曲线;按照步骤2)进行平移因子优化,得到 $n - 1$ 种情况下的电场强度影响因子,并求取平均值作为寿命预测模型中的电场强度平均影响因子 γ 。

步骤4):将机械强度为 F_2 到 F_p 共 $p - 1$ 种情况下的曲线平移至 F_1 曲线进行拟合,得到最终的三次平移主曲线和寿命预测模型中机械强度平均影响因子 β 。

根据所得到的平移因子和影响因子,得到考虑电、热、力因素的油纸寿命评估模型,如式(10)所示。

$$\left\{ \begin{aligned} \alpha_{T,E,F} &= \exp \left[\frac{1}{R'} \left(\frac{E_a - \gamma E_{ref} - \beta F_{ref}}{T_{ref}} - \frac{E_a - \gamma E - \beta F}{T} \right) \right] \\ \omega_{DPi} &= 1 - \frac{\lambda_{DPi}}{\lambda_{DP0}} \\ t_{T_{ref}, E_{ref}, F_{ref}} &= - \frac{\ln \left(1 - \frac{\omega_{DPi}}{\tilde{\omega}_{DP}^*} \right)}{\tilde{k}_{DP}} \\ t_{T,E,F} &= \frac{t_{T_{ref}, E_{ref}, F_{ref}}}{\alpha_{T,E,F}} \end{aligned} \right. \quad (10)$$

式中: ω_{DPi} 、 $\tilde{\omega}_{DP}^*$ 和 \tilde{k}_{DP} 分别为三次平移主曲线拟合得到的聚合度累积损失率、聚合度降解最大值和纤维

素降解速率。

式(10)中第一式由式(7)得到,第二式即为式(1),第三式由式(1)推导得到,第四式可由式(7)得到。通过式(10)的第四式可将 363 K、2 kV/mm、1 MPa 条件下的老化时间外推至其他实际工况条件下的实际寿命。

因为纤维素并不能完全降解,所以在式(1)中 $0 < \omega_{DP} < 1$, 极限聚合度^[24] λ_{LODP} 与参数 $\tilde{\omega}_{DP}^*$ 存在关系 $\lambda_{LODP} = (1 - \tilde{\omega}_{DP}^*) \lambda_{DP0}$, 进行寿命预测时测量得到的聚合度值需要超过 λ_{LODP} 。本文中拟合主曲线得到 $\tilde{\omega}_{DP}^* = 0.72 \pm 0.0125$, 若初始聚合度 λ_{DP0} 取 1100, 则 $\lambda_{LODP} = 336 \pm 15$, 所以本文寿命预测模型适用于聚合度下降至 321 以上的情况。

3.4 寿命预测结果

根据试验数据,对模型参数进行精细调整和优化,在电场强度为 1.5 kV/mm、机械强度为 1 MPa、温度为 333~373 K 下,计算绝缘纸聚合度由 1100 降至 400 的时长,活化能取平均值 97.7 kJ/mol。计算结果如表3所示。

表3 寿命预测结果
Table 3 results of Life prediction

F/MPa	$E/(kV/mm)$	T/K	$\alpha_{T,E,F}$	t/d	实际天数/d
1	1.5	333	0.066 5	13 062.8	
		343	0.171 9	5 047.2	
		353	0.422 7	2 056.8	
		363	0.918 8	880.2	
		373	2.214 4	394.3	
		383	4.903 5	153.1	160
		393	10.433	72.4	75

由表3可知,温度在实际运行工况下对于绝缘纸的寿命影响起主要作用,电场强度和机械强度起着加速老化的作用。具体地,在电场强度为 1.5 kV/mm、机械强度为 1 MPa 条件下,当温度由 333 K 增至 343 K 时,寿命衰减 61.4%;当温度由 343 K 增至 353 K 时,寿命衰减 59.3%;其他情况不再枚举。进一步测量得到 383 K 和 393 K 下的实际寿命值,与预测结果间的误差分别为 4.58% 和 4.16%,证明了该寿命预测模型的有效性。

4 结论

基于时-温平移原理提出了一种考虑温度、电场强度、机械强度的油纸老化寿命预测模型,得出以下结论:

1)提出一种电、热、力三因素结合的外推加速热老化数据的新方法,综合探究电、热、力等影响油纸绝缘活化能的作用。

2)改进了油纸绝缘的寿命预测模型。在现有单一温度的寿命模型基础上纳入了电场强度和机械强度对油纸绝缘热老化的加速作用。

3)在温度、电场强度、机械强度下老化机理不发生改变的条件下,所建立的三因子寿命预测模型,可以用于外推不同温度、电场强度、机械强度下油纸的剩余寿命。

参考文献

- [1] LUNDGAARD L E, HANSEN W, LINHJELL D, et al. Aging of oil-impregnated paper in power transformers[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2004, 19(1): 230-239.
- [2] HEYWOOD R J, STEVENS G C, FERGUSON C, et al. Life assessment of cable paper using slow thermal ramp methods[J]. Thermochimica Acta, 1999, 332(2): 189-195.
- [3] ZOU X, UESAKA T, GURNAGUL N. Prediction of paper permanence by accelerated aging I. Kinetic analysis of the aging process[J]. Cellulose, 1996, 3(1): 243-267.
- [4] EMSLEY A M, HEYWOOD R J, XIAO X, et al. Degradation of cellulosic insulation in power transformers. part 3: effects of oxygen and water on ageing in oil [J]. IEE Proceedings - Science, Measurement and Technology, 2000, 147(3): 115-119.
- [5] EMSLEY A M, ALI M, XIAO X, et al. Degradation of cellulosic insulation in power transformers. part 4: effects of ageing on the tensile strength of paper [J]. IEE Proceedings - Science, Measurement and Technology, 2000, 147(6): 285-290.
- [6] CALVINI P. The influence of levelling-off degree of polymerisation on the kinetics of cellulose degradation [J]. Cellulose, 2005, 12(4): 445-447.
- [7] EMSLEY A M. The kinetics and mechanisms of degradation of cellulosic insulation in power transformers [J]. Polymer Degradation and Stability, 1994, 44(3): 343-349.
- [8] ZOU X, UESAKA T, GURNAGUL N. Prediction of paper permanence by accelerated aging II. Comparison of the predictions with natural aging results[J]. Cellulose, 1996, 3(1): 269-279.
- [9] 梁帅伟, 廖瑞金, 杨丽君, 等. 天然酯与矿物油纸绝缘的加速热老化特性研究[J]. 中国电机工程学报, 2008, 28(25): 20-24.
- LIANG Shuaiwei, LIAO Ruijin, YANG Lijun, et al. Study on the accelerated thermal aging of nature ester-paper insulation and mineral oil-paper insulation[J]. Proceedings of the CSEE, 2008, 28(25): 20-24.
- [10] 胡一卓, 董明, 谢佳成, 等. 聚合物绝缘材料多因子老化的研究现状与发展[J]. 电网技术, 2020, 44(4): 1276-1289.
- HU Yizhuo, DONG Ming, XIE Jiacheng, et al. Status and progress in multi-factor ageing research for polymer insulation materials[J]. Power System Technology, 2020, 44(4): 1276-1289.
- [11] 齐金平, 李鸿伟, 何鹏, 等. 牵引变压器油纸绝缘老化机理与寿命预测方法综述[J]. 绝缘材料, 2023, 56(9): 14-22.
- QI Jinping, LI Hongwei, HE Peng, et al. Review on ageing mechanism and life prediction method of oil-paper insulation for traction transformer[J]. Insulating Materials, 2023, 56(9): 14-22.
- [12] 蒋雄伟, 贾志东, 谢恒. 绝缘材料老化寿命模型的研究进展[J]. 高电压技术, 2000, 26(3): 44-46.
- JIANG Xiongwei, JIA Zhidong, XIE Heng. The development of aging models of insulation materials[J]. High Voltage Engineering, 2000, 26(3): 44-46.
- [13] 刘骥, 吕佳璐, 张明泽, 等. 换油条件下变压器油纸绝缘老化寿命评估研究[J]. 高电压技术, 2020, 46(5): 1750-1758.
- LIU Ji, LÜ Jialu, ZHANG Mingze, et al. Aging lifetime evaluation of transformer oil-paper insulation considering oil replacement[J]. High Voltage Engineering, 2020, 46(5): 1750-1758.
- [14] 廖瑞金, 解兵, 杨丽君, 等. 油纸绝缘电-热联合老化寿命模型比较与分析[J]. 电工技术学报, 2006, 21(2): 17-21.
- LIAO Ruijin, XIE Bing, YANG Lijun, et al. Analysis and selection of electrothermal life models used in oil-paper insulation [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2006, 21(2): 17-21.
- [15] 李长云, 王一帆, 于永进, 等. 基于FDS的换流变绝缘纸寿命评估方法研究[J]. 高电压技术, 2020, 46(10): 3576-3582.
- LI Changyun, WANG Yifan, YU Yongjin, et al. Study on estimation method for lifetime of converter transformer insulation paper based on FDS[J]. High Voltage Engineering, 2020, 46(10): 3576-3582.
- [16] 王俊宏. 绝缘纸机械-热联合老化特性及寿命评估方法研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2020.
- [17] 杨帆, 池骋, 刘刚, 等. 计及温度-电场强度非线性的换流变压器瞬态电场影响分析[J]. 电工技术学报, 2020, 35(23): 4971-4979.
- YANG Fan, CHI Cheng, LIU Gang, et al. Study on transient insulation condition of converter transformer based on nonlinearity between temperature and electric field [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2020, 35(23): 4971-4979.
- [18] 全国电气绝缘材料与绝缘系统评定标准化技术委员会. 固体绝缘材料在试验前和试验时采用的标准条件: GB/T 10580—2015[S]. 北京: 中国标准出版社, 2016.
- [19] EMSLEY A M, HEYWOOD R J, ALI M, et al. On the kinetics of

degradation of cellulose[J].Cellulose, 1997,4(1): 1-5.

[20] DING H Z, WANG Z D. On the degradation evolution equations of cellulose[J].Cellulose, 2008, 15(2): 205-224.

[21] 李长云,董嘉桦,孙丰田.机-热协同作用下纤维素绝缘纸加速老化实验的等效性研究[J].中国电机工程学报, 2021, 41(23): 8213-8223.

LI Changyun, DONG Jiahua, SUN Fengtian. Research on the equivalence of accelerated aging test of cellulose insulation paper with mechanical-thermal synergy [J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(23): 8213-8223.

[22] URZHUMTSEV Y S. Time-temperature superposition. review [J]. Polymer Mechanics, 1975, 11(1): 57-72.

[23] GILLEN K T, CELINA M. The wear-out approach for predicting the remaining lifetime of materials [J]. Polymer Degradation and Stability, 2000, 71(1): 15-30.

[24] YANG L J, LIAO R J, SUN C X, et al. Influence of natural ester on thermal aging characteristics of oil-paper in power transformers[J]. European Transactions on Electrical Power, 2010, 20(8): 1223-1236.

收稿日期:2024-09-24

修回日期:2024-11-28

作者简介:

刘 建(1976),男,高级工程师,从事继电保护专业;
孙 锐(1979),男,高级工程师,从事变电检修专业;
高俊营(1986),男,硕士,高级工程师,从事变电检修专业;
李长云(1974),通信作者(sdlyee@sdust.edu.cn),男,博士,副教授,主要从事高压电气设备运行与故障诊断、能源互联网中绝缘技术的教学与科研工作。

(责任编辑 车永强)

(上接第84页)

[23] MENG X R, TIAN L, MA R S, et al. Typhoon-induced failure analysis of electricity transmission tower-line system incorporating microtopography [J]. Engineering Failure Analysis, 2024, 163: 108556.

[24] ZHOU Q J, LI L, CHAN P W, et al. Vertical distribution characteristics of the typhoon gust factor based on a 356-m high meteorological gradient tower [J]. Atmospheric Research, 2024, 304: 107360.

[25] 能源行业电网设计标准化技术委员会.架空输电线路荷载规范: DL/T 5551—2018[S].北京:中国计划出版社,2019.

[26] International Electrotechnical Commission. Design criteria of overhead transmission lines: 60826 [S]. Geneva: International Electrotechnical Commission, 2017.

[27] American Society of Civil Engineers. Guidelines for Electrical Transmission Line Structural Loading (ASCE: No. 74) [S]. USA:

Published by the ASCE, 2020.

收稿日期:2024-08-02

修回日期:2024-10-12

作者简介:

邵 帅(1989),通信作者(breezyshuai@126.com),男,博士,高级工程师,从事输电线路抗风技术研究工作;
杨风利(1980),男,博士,教授级高级工程师,从事输电线路防灾减灾技术研究;
彭 波(1981),男,博士,正高级工程师,从事输电线路运行维护技术与管理工作;
张宏杰(1981),男,博士,正高级工程师,从事输电线路风工程与防护技术研究工作;
营明健(1985),男,硕士,高级工程师,从事输电线路材料与结构可靠性提升技术研究工作。

(责任编辑 娄婷婷)

DOI: 10.20097/j.cnki.issn1007-9904.2025.08.010

热氧老化下聚丙烯共混绝缘微观形貌及电气机械性能演变规律研究

曹建梅^{1,2*}, 杜宝帅^{1,2}, 杜伯学³, 张 猛³, 李忠磊³

(1. 国网山东省电力公司电力科学研究院, 山东 济南 250003; 2. 山东省智能电网技术创新中心, 山东 济南 250003; 3. 天津大学电气自动化与信息工程学院, 天津 300072)

摘要:为研究热氧老化对聚丙烯(polypropylene, PP)共混绝缘电气与机械性能的影响,选取了四种商用聚丙烯/弹性体共混电缆绝缘材料,开展了135℃热氧老化试验,对比分析了热氧老化对四种聚丙烯共混绝缘试样理化性能、电气性能和机械性能的影响规律,揭示了热氧老化下聚丙烯共混绝缘微观形貌及电气性能演变规律。结果表明,随着老化时间的增加,四种试样的机械性能劣化程度加剧,这一方面是因为高温下弹性体的团聚和迁移破坏了原有的分布均匀的“海-岛”结构,使得聚丙烯共混绝缘拉伸性能下降;另一方面是因为老化后聚丙烯共混绝缘分子链会被破坏,球晶结构也会遭到破坏。对比表明,其中两种试样在老化后弹性体平均粒径上升更小,羰基指数上升幅度更小,电气性能和机械性能变化幅度更小,具有最优良的耐老化性能,这是因为该两种试样中聚丙烯和弹性体的相容性和热氧老化后的相容稳定性较好。研究结果表明,弹性体与聚丙烯的相容性以及热氧老化后的相容稳定性是决定聚丙烯/弹性体共混电缆主绝缘热氧老化性能的关键原因之一。

关键词:聚丙烯;弹性体;热氧老化;电气性能;机械性能;微观形貌

中图分类号:TM614

文献标志码:A

文章编号:1007-9904(2025)08-0094-11

Effect of Thermal Oxygen Aging on the Microstructure and Electrical and Mechanical Properties of PP/Elastomer Blending Insulation

CAO Jianmei^{1,2*}, DU Baoshuai^{1,2}, DU Boxue³, ZHANG Meng³, LI Zhonglei³

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

2.Shandong Smart Grid Technology Innovation Center, Jinan 250003, China;

3.School of Electrical and Information Engineering Tianjin University, Tianjin 300072, China)

Abstract: In order to explore the effect of thermal aging on the electrical and mechanical properties of PP insulation, four types of polypropylene(PP)/elastomer blending cable insulation materials were selected for a 135℃ accelerated thermal aging experiment. The effects of thermal aging on the physicochemical, electrical, and mechanical properties were analyzed according to the comparison of different PP/elastomer blending materials. The evolution patterns of the microstructure and electrical properties of PP/elastomer blending insulation under thermal oxygen aging were revealed. The experimental results indicated that, the mechanical properties of the four samples deteriorate with the aging time. On the one hand, the migration and aggregation of the elastomer lead to a disruption of the sea-island structure between PP and elastomer, thus the tensile performance of the PP/elastomer blending insulation is decreased. On the other hand, the molecular chains and the spherulitic structure of PP were damaged. The comparison shows that two of the samples have a smaller increase in the average particle size of the elastomer after aging, a smaller increase in carbonyl index, and smaller changes in electrical and mechanical properties, which indicates the two samples have the best aging resistance. This main reason is that, the compatibility between polypropylene and elastomer in the two samples is good, as well as the compatibility stability after thermal oxidative aging. The results of this paper show that, the compatibility of elastomer with polypropylene and the compatibility stability after thermal oxygen aging are key factors, which determines the thermal oxygen aging performance of the main insulation of PP/elastomer blending cable.

Keywords: polypropylene; elastomer; thermal oxygen aging; electrical performance; mechanical properties; microstructure

基金项目:国网山东省电力公司科技项目(2023A-144)。

Science and Technology Project of State Grid Shandong Electric Power Company(2023A-144).

0 引言

以交联聚乙烯(cross-linked polyethylene, XLPE)为主绝缘材料的电缆因其重量较轻、绝缘性能好、可靠性高等优点,得到了广泛的应用^[1-5]。但是, XLPE在生产中需要添加交联剂等添加剂,这些杂质会导致XLPE绝缘性能下降。同时XLPE生产过程复杂,耗能高,且交联后难以回收,容易对环境产生不利影响^[6]。在“双碳”背景下,电缆主绝缘材料需要向低耗能、可回收方向发展。

目前,聚丙烯(polypropylene, PP)电缆已成为国内外电缆领域研究的热门方向。PP熔点更高,击穿场强高,绝缘性能好,在替代XLPE成为新型电缆主绝缘材料方面有巨大的潜力^[7-10]。PP在生产过程中不需要交联,耗能少,不会在电缆生产过程中产生交联副产物等杂质。由于PP为热塑性材料,在电缆退役后,还可以对PP进行回收利用,对环保影响较小^[11-12]。

然而,PP的机械性能难以满足电缆的要求,具体表现为刚性大、硬度高、韧性差,通常采用PP与弹性体共混的方式来改善PP的机械性能^[13]。然而,弹性体的绝缘性能通常低于PP,在PP与弹性体共混后,绝缘性能会下降^[14-15]。

电缆在长期运行中,由于线芯发热,电缆通常在较高的温度下运行。由于PP链段上的叔碳原子易于在高温下脱氢,形成自由基,从而导致链式反应的发生,对PP分子链造成破坏,使材料逐渐降解,导致PP绝缘性能下降,甚至发生击穿事故^[16-17]。此外在长期运行中,PP和共混物会发生相分离的现象,使得PP绝缘性能下降^[18]。文献[19]表明氧化产物出现和结晶度降低是导致PP击穿场强降低的重要原因,且相容性较差的共混体系更容易发生降解。文献[20]表明老化后共混体系会积聚更多空间电荷,导致电场畸变。樊林祺等^[21]提出老化会使得PP中非晶区发生降解,导致拉伸性能下降。目前国内外对PP电缆绝缘老化研究主要针对老化特性,或对单纯的PP体系进行热氧老化研究,而对PP/弹性体共混体系的老化特性和机理研究较少,且缺少对不同PP共混体系热氧老化特性差异的研究^[22-26]。对不同电缆料老化特性差异进行研究,可以为国产PP电缆绝缘材料的优化提供数据支撑和优化方向。

选取四种不同厂家的商用PP/弹性体共混电缆主绝缘材料作为研究对象,在135℃下对其进行热氧老化试验。通过分析不同PP/弹性体共混电缆材料老化前后的理化性能、电气性能、机械性能的变化情况,探究不同PP/弹性体共混电缆绝缘材料的老化特性差异,讨论不同PP/弹性体共混电缆绝缘材料性能差异与微观形貌变化。

1 试验

1.1 试样制备

所用PP/弹性体共混主绝缘材料分别由国内四个电缆主绝缘材料厂家提供,均为用于35 kV交流电缆主绝缘的商用材料。试样分别编号为PP-1、PP-2、PP-3、PP-4。其中PP-1、PP-3均为PP与弹性体共混,但其选用的弹性体种类不同,不同弹性体种类对电缆主绝缘材料性能影响很大,因此选择两种厂家的不同弹性体种类的材料进行研究,更能提高研究的代表性。PP-2为接枝改性PP与弹性体共混,PP-4为 β 成核剂调控的PP与弹性体共混。

针对后续性能测试,将上述材料采用平板硫化机在200℃、15 MPa的条件下热压15 min得到不同厚度的薄片状试样。对各试样进行热氧老化试验,老化温度设置为135℃,热氧老化取样时间分别为7 d、14 d、30 d、60 d。此外,设置未进行热氧老化处理的PP/弹性体共混主绝缘试样为对照组。热加速老化试验箱采用GW-150B型电热恒温箱。根据IEC 60216标准,通风条件设置为每小时换气160次。老化试样在常温下至少放置12 h后开展各项性能测试。试样直悬挂在烘箱的中部,每一试件与其他任一试件之间的间距至少为20 mm。

1.2 傅里叶红外光谱测试

傅里叶红外光谱可以表征热氧老化后不同PP共混绝缘试样中官能团的变化情况。采用Nicolet公司iS10型号傅里叶红外光谱仪,频谱范围400~4 000 cm^{-1} 。选取老化7 d、14 d、30 d、60 d后的试样与未老化试样,试样厚度为1 mm,将其裁剪为1 cm×1 cm的试样。采用衰减全反射式傅里叶变换红外光谱(attenuated total reflection-Fourier transform infrared spectroscopy, ATR-FTIR)对不同PP/弹性体共混主绝缘材料的薄膜试样进行红外光谱测试。扫描次数为32,分辨率为4 cm^{-1} 。

1.3 扫描电子显微镜表征

采用德国蔡司公司生产的型号为Merlin Compact的场发射扫描电子显微镜(scanning electron microscope, SEM)观察试样的微观形貌。测试前,将试样置于液氮中脆断,将脆断后试样置于正庚烷中刻蚀72 h以充分溶解试样中的弹性体,对刻蚀后试样清洗后晾干。对试样断面进行喷金处理,并置于扫描电子显微镜下进行断面的微观观察。加速电压为5 kV,放大倍数为5 000倍。

1.4 电导率测试

采用三电极法对各试样的电导率进行测试。选用Keithley 6517B型皮安表,将三电极系统置于恒温箱中进行测试,试验测试温度选择30 ℃、50 ℃、70 ℃、90 ℃。测试直流场强为10 kV/mm,测试时间为1 800 s,选取最后稳定的100 s测试结果取平均值,进行电导率计算。在试验前须使用酒精擦去试样表面杂质,并将试样短路至少12 h,以防止试样中残余电荷对测试结果造成影响。

1.5 介电性能测试

试验用宽频介电阻抗谱仪(Concept 40)对热氧

老化后试样的介电性能进行测试。进行试验前,将导电银浆均匀涂抹在试样两侧并阴干。试样厚度为0.2 mm。圆形银电极直径为20 mm,测试电压为1 kV。

1.6 工频击穿测试

试验使用球-板电极对PP材料进行工频击穿测试。球电极连接高压电极,板电极连接低压电极,球电极直径为25 mm,升压速率为0.5 kV/s。试样厚度为1 mm。将电极没入绝缘油中进行测试,以防止发生沿面闪络影响测试结果,试验在室温下进行。

1.7 拉伸强度与断裂伸长率测试

采用万能拉力测试仪对各试样的力学性能进行测试。试样为1 mm厚的哑铃状试样,拉伸速率为50 mm/min。

2 实验结果与讨论

2.1 热氧老化对PP/弹性体共混绝缘理化性能的影响

2.1.1 对微观形貌影响

热氧老化后不同试样的SEM图像如图1所示,放大倍数为5 000倍,比例尺大小为10 μm。图中空

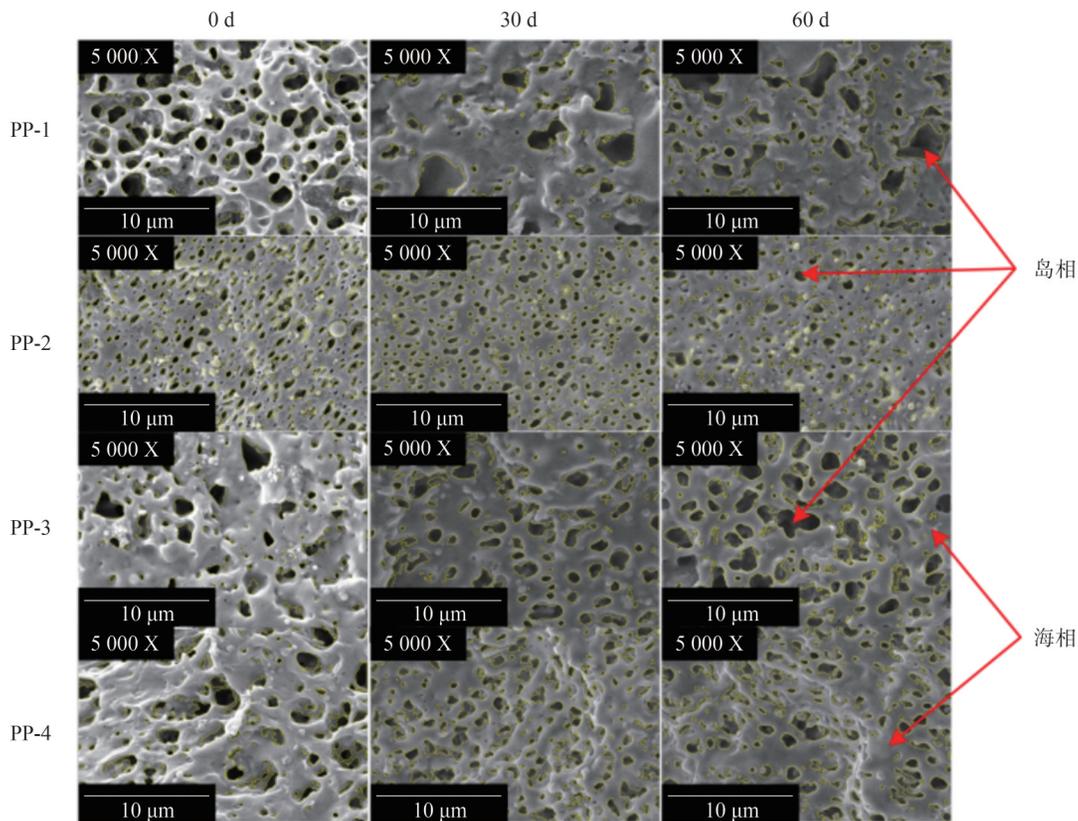


图1 各试样老化前后的微观形貌

Fig.1 Microscopic morphology of the samples before and after aging

洞为分散在PP中的弹性体被正庚烷刻蚀后所形成。利用ImageJ软件对SEM图进行图像统计,获得了空洞的平均粒径和最大粒径随老化时间的变化情况,如表1和表2所示。

平均粒径的变化幅度可反映弹性体在热氧老化条件下的收缩程度,变化幅度越大说明弹性体在热氧老化的条件下收缩越明显。该收缩可能由弹性体在热氧老化过程中的分解导致。最大粒径的变化幅度可反映共混物中弹性体的分散稳定性,最大粒径的变化幅度越大,共混物中弹性体的分散稳定性越差。

表1 各试样老化前后平均粒径变化

Table 1 Average particle size changes of the samples before and after aging

老化时间/d	平均粒径/ μm			
	PP-1	PP-2	PP-3	PP-4
0	1.04	0.36	0.48	0.58
30	1.28	0.48	0.84	0.60
60	1.52	0.54	0.98	0.70

表2 各试样老化前后最大粒径变化

Table 2 Maximum particle size change of the samples before and after aging

老化时间/d	最大粒径/ μm			
	PP-1	PP-2	PP-3	PP-4
0	2.26	0.88	1.62	1.46
30	3.84	1.1	1.92	1.6
60	4.28	1.26	2.92	2.00

老化前,四种试样的空洞平均粒径相差不多,由大到小的排序为PP-1、PP-4、PP-3、PP-2。老化后四种试样的空洞平均粒径均升高。四种试样相比较,PP-1和PP-3升高幅度较大,PP-2和PP-4升高幅度较小。这是由于弹性体熔点通常低于PP^[13],在高温下可能处于半熔融状态,在老化过程中弹性体会发生迁移和团聚,导致PP/弹性体共混绝缘中弹性体平均粒径和最大粒径上升。四种试样空洞平均粒径随老化时长的变化趋势说明PP-2和PP-4中PP与弹性体的相容稳定性更好。

未老化时、老化30 d后、老化60 d后,四种试样空洞最大粒径从大到小排序为PP-1、PP-3、PP-4、PP-2。老化60 d后,四种试样的空洞最大粒径比未老化时分别上升了89.4%、43.2%、80.2%、37.0%。PP-2和PP-4试样的空洞最大粒径上升比例较小,说明PP-2和PP-4试样中弹性体的分散程度以及在热氧老化情况下与PP的相容稳定性较好,共混体系中弹性体随着老化进行的重新聚集趋势较小,其中PP-4试样中弹性体和PP相容稳定性最优。

2.1.2 对羰基指数的影响

PP/弹性体共混绝缘在热氧老化过程中会发生自由基链式反应,即PP中叔碳原子的氢容易在高温下脱氢形成自由基,自由基被氧化后形成高活性的过氧化基团,再次夺取PP主链的氢,形成链式反应,破坏PP分子链,导致PP/弹性体共混绝缘性能下降^[17]。各试样老化前后红外光谱如图2所示,横坐标为波数,纵坐标为吸光度,在 $2\ 800\ \text{cm}^{-1}$ 至 $3\ 000\ \text{cm}^{-1}$ 处为甲基和亚甲基的伸缩振动峰。在 $1\ 720\ \text{cm}^{-1}$ 附近为羰基($-\text{C}=\text{O}$)的伸缩振动峰。可以看出,随着老化时间的增加,该峰呈现上升趋势,这表明随着试样老化的进行,试样中的羰基基团不断增加,该峰值可以作为热氧老化的特征峰值。

在老化前后, $1\ 460\ \text{cm}^{-1}$ 处的亚甲基吸收峰的吸光度保持相对稳定。为对不同PP/弹性体共混绝缘材料试样羰基峰进行定量分析,以 $1\ 460\ \text{cm}^{-1}$ 处的吸收峰为基准计算了各试样老化前后的羰基指数,结果如图3所示。其中横坐标为老化天数,纵坐标为羰基指数。红外光谱测试结果表明,随着热氧老化时间的增加,羰基指数呈现上升趋势。未老化时,各试样的羰基指数较低,PP-1、PP-2、PP-3、PP-4羰基指数分别为0.12、0.09、0.07、0.08,老化60d后分别上升了181.9%、77.9%、460.3%、126.0%。

老化后,PP-1和PP-3的羰基指数明显高于PP-2和PP-4,这表明PP-1与PP-3老化程度更为严重。由于PP的晶区结构致密,氧气难以渗透,氧化反应首先在非晶区和弹性体区域发生,导致PP无定形区和弹性体的分子链发生氧化断裂,从而羰基含量上升,羰基指数增加^[21]。随着老化时间的延长,PP-1

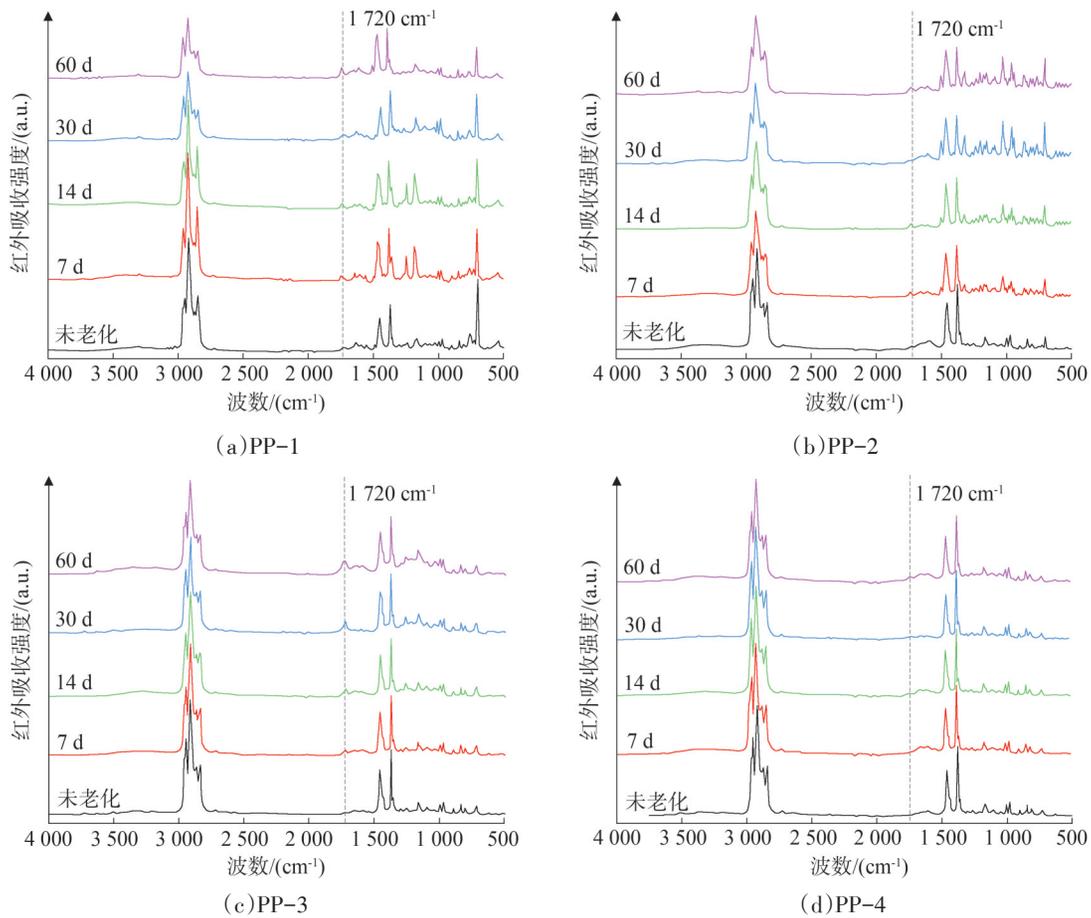


图2 各试样绝缘老化前后红外光谱

Fig.2 Infrared spectra of the samples before and after aging

与PP-3的相分离更加严重,氧气入侵更加容易,因此PP-1与PP-3分子链的断裂和氧化更加严重,这与SEM结果一致。

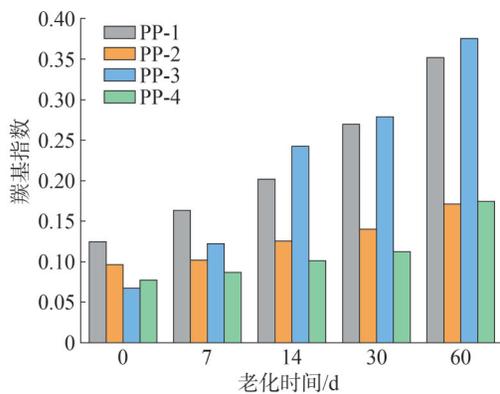


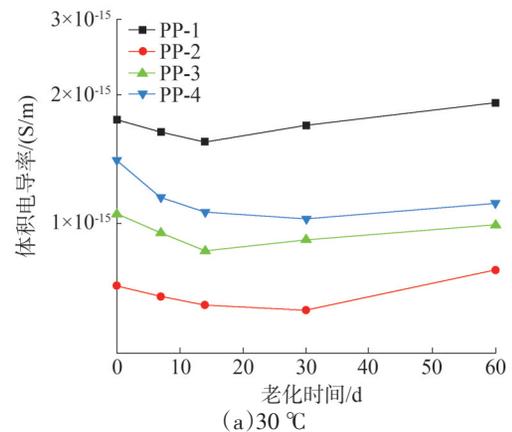
图3 各试样老化前后羰基指数变化

Fig.3 Changes in carbonyl index of the samples before and after aging

2.2 热氧老化对PP/弹性体共混绝缘电气性能的影响

2.2.1 对电导率的影响

为进一步分析热氧老化对PP/弹性体共混绝缘电气性能的影响,对各试样进行了电导率测试。在30℃、50℃、70℃、90℃下分别对各试样进行了电导率测试,结果如图4所示,热氧老化处理后各试样体积电导率先下降后上升。



(a) 30℃

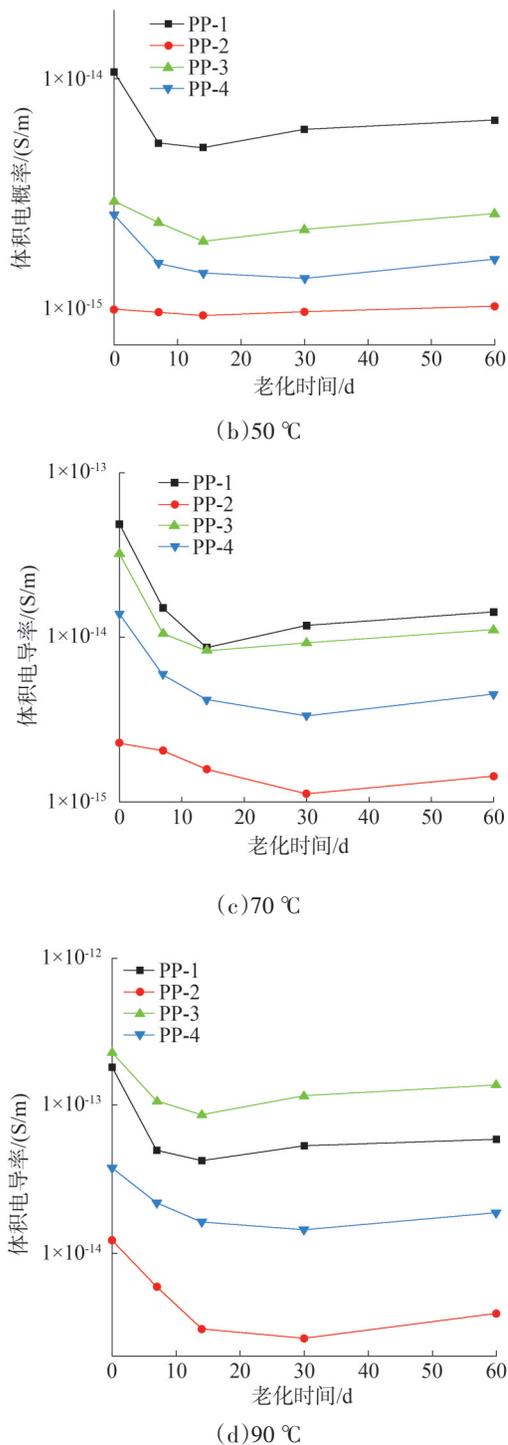


图4 各试样老化前后电导率变化图

Fig.4 Changes in conductivity of the samples before and after aging

随着老化进行,弹性体和PP的相分离加剧,造成试样的自由体积增大,载流子迁移能力增强,试样体积电导率有上升趋势。然而,在老化初期,PP的球晶结构逐渐变得完善,从而使得载流子的迁移变

得更加困难^[6,21]。并且,在老化初期,PP的球晶结构完善导致的体积电导率下降趋势大于弹性体和PP的相分离导致的体积电导率上升趋势,因此在宏观上表现为老化初期各试样的体积电导率均有所下降。而在老化的后期,PP球晶破坏导致无定形区增多,球晶和无定形区中的分子链断裂导致低密度区增多,无定形区和低密度区的增多使得载流子的迁移更为容易,从而导致体积电导率上升。

测试温度为30 °C时,四种试样的体积电导率相差不大,PP-1的电导率高于其他试样。当测试温度上升至50 °C时,PP-1与PP-3的电导率上升幅度高于其他试样。当测试温度上升至90 °C时,PP-1与PP-3体积电导率出现更为明显的上升。由前文的SEM试验结果可知,这是由于随着老化时间的延长,PP-1与PP-3的相分离相对于PP-2和PP-4更加严重。

随着老化时间的增加,各试样体积电导率受温度的影响减小,随着测试温度的上升,其上升的幅度下降。这是因为随着老化的进行,PP的活化能下降,因而对温度的敏感性下降。但更低的活化能会使得载流子迁移的难度下降,因而老化后试样的体积电导率增大。

2.2.2 对介电性能的影响

各试样工频介电常数和介电损耗角正切值($\tan\delta$)随老化时间变化情况如图5所示。

老化时间为60 d时,PP-1、PP-2、PP-3、PP-4四种试样的介电损耗角正切值比未老化时分别上升了357.3%、66.6%、266.6%、67.6%。这是因为老化后产生了羰基等极性基团,增大了绝缘材料的极性,小分子链及极性基团不断转向极化,使得材料在交流电场下损耗升高,导致其内部的损耗发热变多。四种试样中,PP-1与PP-3的介电损耗角正切值上升幅度相对较大。这可从两方面来解释原因:一方面由于PP-1和PP-3内部产生了更多的极性基团,氧化反应更加严重,这与红外测试结果中PP-1和PP-3的羰基指数明显高于PP-2和PP-4的规律一致;另一方面由于老化后PP-1和PP-3中PP和弹性体相分离更加明显,PP和弹性体之间的界面更多,从而导致了其介电损耗的大幅上升,这与SEM结果一致。

PP/弹性体共混绝缘材料的介电常数一方面取决于PP和弹性体两相之间的界面极化,另一方面取

决于其内部的极性基团和分子链在交流电场作用下的取向。从图5可以看出,未老化时,四种试样中PP-1的介电常数最高,PP-2、PP-3、PP-4的介电常数相差不大。随着老化时间的增加,四种试样的介电常数均增大。这是因为在热氧老化后,一方面弹性体与PP出现相分离导致界面极化加剧,造成了试样的介电常数增大;另一方面PP的分子链断裂和弹性体的分子链断裂造成羰基等极性基团的增加,从而使得介电常数增大。从图5中可以看出,PP-3的增大趋势最为明显,PP-1次之,PP-4,最小,PP-4在老化60 d后具有最低的介电常数。这与SEM和红外的结果一致。

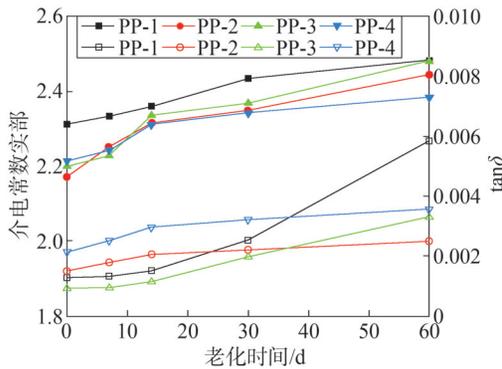
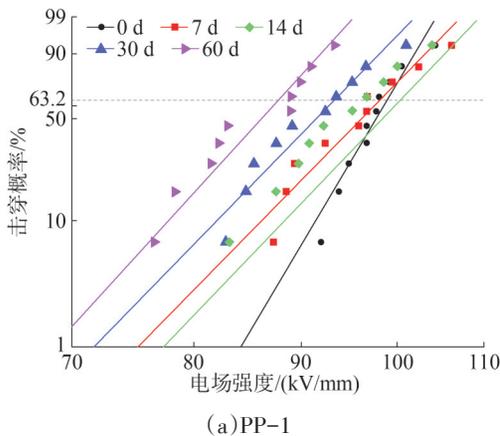


图5 各试样老化前后工频介电常数和tanδ变化

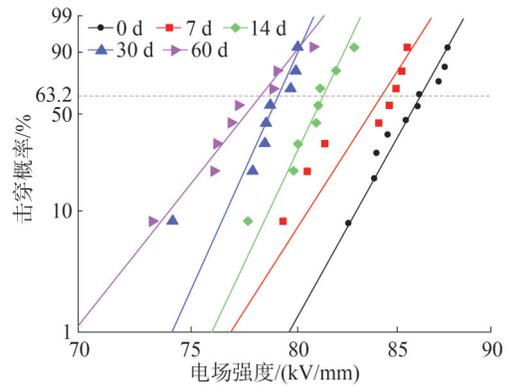
Fig.5 Changes in power frequency dielectric constant and tanδ of the samples before and after aging

2.2.3 对击穿性能的影响

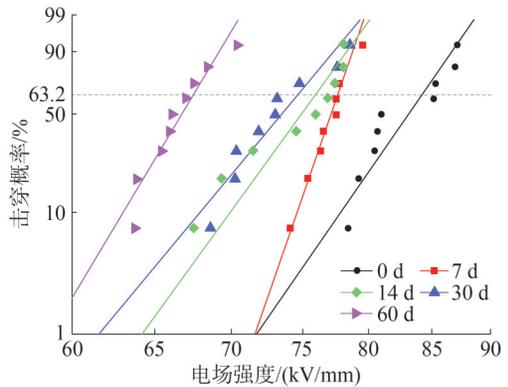
为研究老化后不同PP击穿性能变化情况,对135℃热氧老化后PP共混绝缘进行了工频击穿测试,试样厚度为1 mm,试验在常温下进行。对试验结果采用Weibull分布进行统计,试验结果如图6所示。



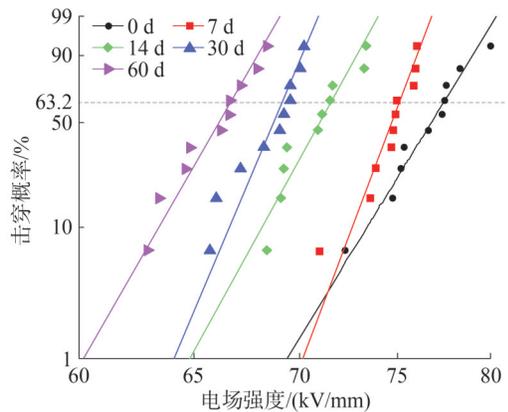
(a)PP-1



(b)PP-2



(c)PP-3



(d)PP-4

图6 各试样老化前后击穿场强Weibull分布图
Fig.6 Weibull distribution of breakdown field strength for the samples before and after aging

图7给出了各试样老化前后63.2%概率击穿场强变化图。在老化初期,不同厂家PP/弹性体共混绝缘63.2%特征击穿场强变化不大,随着老化时间的增加,击穿场强下降幅度逐渐增大。其中PP-3下降幅度最大,60 d后击穿场强值也为最低,这表明其老化程度最为严重,耐压性能最差。

由于在实际工程应用中,电缆有可能在较低的概率下发生击穿,导致事故的发生,因此本文对Weibull分布击穿概率为1%时的击穿场强进行了分析,结果如图8所示。老化60 d后,PP-1、PP-2、PP-3、PP-4四种试样的1%特征击穿场强比未老化时分别下降了18.6%、12.4%、18.1%、13.3%。老化60 d后PP-1和PP-3的1%特征击穿场强下降幅度高于PP-2和PP-4,说明该两种试样击穿分散性较高,这与该两种试样中弹性体的分散稳定性差有关,与SEM结果中四种试样空洞最大粒径增大幅度的规律一致。

随着老化时间的增加,四种试样的交流击穿强度持续下降,原因可进一步归纳为三大机制的共同作用。首先,高温环境下,PP材料在热氧化作用下加速降解,分子链发生断裂,球晶结构的破坏使得材料的力学性能和绝缘性能受到严重削弱。其次,非晶区的分子链断裂使得氧气能够更轻易地渗透到材料内部,进一步引发局部氧化反应,形成更多的微小缺陷区域,这些缺陷成为击穿的薄弱点,导致击穿场强显著下降。最后,PP与聚烯烃弹性体的界面相分离更加明显,使得界面区域氧气渗透速度加快,加剧了氧化反应,尤其在PP-1和PP-3中,这种相分离现象更加严重,导致其交流击穿强度下降趋势尤为显著,说明材料结构与界面相容性在老化过程中的关键性作用。

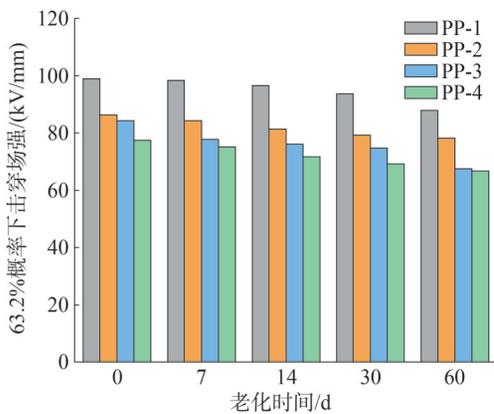


图7 各试样老化前后63.2%概率击穿场强变化

Fig.7 Changes in breakdown strength of the samples with a 63.2% probability before and after aging

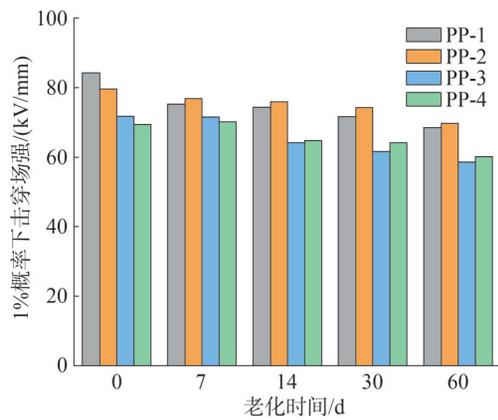


图8 各试样老化前后1%概率击穿场强变化

Fig.8 Changes in breakdown strength of the samples with a 1% probability before and after aging

2.3 热氧老化对PP/弹性体共混绝缘拉伸性能的影响

在135 °C温度、不同热氧老化天数下,对四种试样进行拉伸试验,拉伸速率为50 mm/min,得到各试样的断裂伸长率和拉伸强度特性变化如图9和图10所示。

在未老化状态下,PP-1、PP-2、PP-3、PP-4的断裂伸长率分别为1179.2%、1140.5%、731.3%、968.1%。在老化60 d后,四种试样的断裂伸长率分别下降了45.4%、49.9%、34.2%、24.7%,其中PP-4的断裂伸长率下降最低,说明其抗热氧老化性能最为优良。这是由于PP-4中含有 β 相PP, β 相晶体内部排列比 α 晶体松散,其在生长过程中容易渗透PP与弹性体的边界形成贯通的分子链,从而加强了PP相与弹性体相之间的相容性。

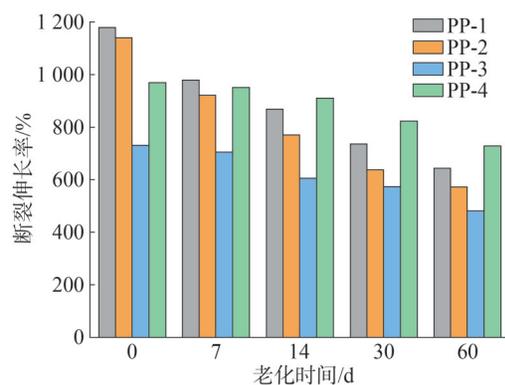


图9 各试样老化前后断裂伸长率变化

Fig.9 Changes in elongation at break of the samples before and after aging

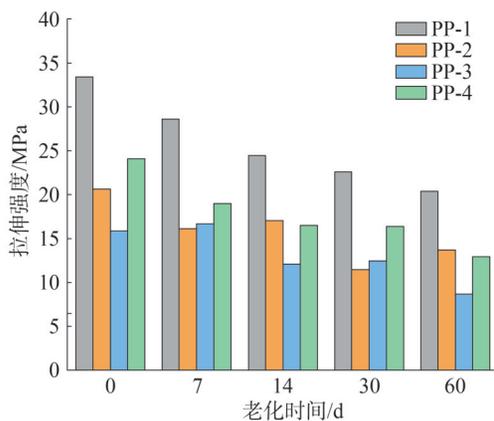


图10 各试样老化前后拉伸强度变化

Fig.10 Changes in tensile strength of the samples before and after aging

在未老化状态下,PP-1、PP-2、PP-3、PP-4的最大拉伸强度分为33.41 MPa、20.63 MPa、15.88 MPa、24.10 MPa。在老化60 d后,最大拉伸强度分别下降了39.0%、33.7%、45.4%、46.3%。老化后,各试样的最大拉伸强度均有了明显的下降。

随着老化时间的增加,各试样的断裂伸长率和最大拉伸强度都下降了。这是由于老化过程中,四种试样中的弹性体均出现了迁移和团聚的现象,弹性体的平均粒径和最大粒径均有所上升,从而使得PP和弹性体的海-岛结构遭到破坏,弹性体团聚后作为应力集中点分担拉力的性能下降,从而使得PP/弹性体共混绝缘的拉伸性能大幅下降。此外,随着老化的进行,PP晶体结构的变化也会导致拉伸性能的下降。在老化初期,因为拉伸性能对材料内部的机械弱区非常敏感,因此少量的非晶区降解就会导致拉伸强度和断裂伸长率的降低;在老化中期,非晶区的分子链降解逐渐增多,晶区之间的联系有所减弱,导致拉伸强度和断裂伸长率的显著降低;在老化后期,非晶区受损严重,氧气沿着晶区与非晶区的界面侵入晶区,导致球晶结构遭到破坏,进一步导致了拉伸强度和断裂伸长率的显著降低,这种现象与其他文献报道一致^[19]。

3 机理分析

老化后,PP/弹性体共混绝缘的电气性能和拉伸性能均下降了,这与其微观上结构的变化有关。在老化过程中,PP中叔碳原子容易在高温下发生脱

氢,生成自由基,引发链式反应。这种链式反应会导致PP/弹性体共混绝缘中产生大量极性基团,同时导致分子链断裂;并且由于弹性体的迁移和团聚,PP和弹性体之间的界面更加明显,从而导致PP/弹性体共混绝缘介电常数和介电损耗上升。

在老化初期,PP中只有少量分子链发生断裂,产生极性基团较少,PP中球晶结构逐渐变得更加规整,球晶之间一些细小的碎晶会发生熔融,形成更大的球晶,这会使得PP中球晶结构更加致密,阻碍了载流子的迁移,从而导致PP的电导率有所下降。随着老化的进行,有更多分子链断裂,进而破坏了PP的球晶结构,此时无定形区与低密度区域增加,形成微小的缺陷导致电场发生畸变,载流子在畸变高电场下更易发生迁移,从而导致PP电导率上升。在老化过程中,弹性体还会发生迁移和团聚,使得PP和弹性体界面更加明显,界面区域的绝缘强度低,从而使得PP/弹性体共混绝缘击穿性能下降。

在老化过程中,由于弹性体的熔点较低,在老化后,弹性体会发生迁移和团聚,如图11所示,从而导致PP和弹性体的共混均匀程度下降,PP和弹性体的“海-岛”结构遭到破坏,PP和弹性体之间的界面更加明显,弹性体分担应力的性能下降,导致PP/弹性体共混绝缘拉伸性能下降。同时由于PP中球晶结构遭到破坏,分子链规整程度下降,导致PP共混绝缘拉伸性能的进一步下降。

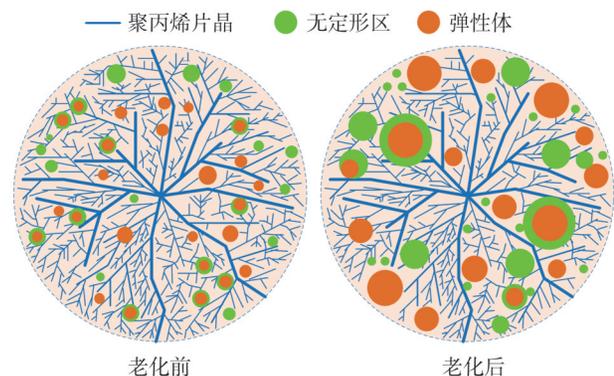


图11 PP/弹性体共混绝缘老化后弹性体迁移

Fig.11 Schematic diagram of elastomer migration after PP/elastomer blending insulation aging

4 结论

探究热氧老化对聚丙烯共混绝缘电气与机械性

能的影响,揭示了热氧老化下聚丙烯共混绝缘电气性能演变规律,结论如下:

1)PP/弹性体共混绝缘在老化过程中,羰基指数上升,介电损耗上升。这是由于PP/弹性体绝缘在老化过程中发生自由基链式反应,导致羰基等极性小分子增多,工频介电常数和介电损耗增加。

2)PP/弹性体共混绝缘的电导率在老化过程中先下降后上升,这是由于PP在老化初期发生了重结晶现象,更致密的球晶结构限制了载流子的迁移,导致电导率下降。在老化后期,分子链和球晶结构被破坏,低密度区增加,绝缘的电导率上升,击穿性能下降。

3)根据SEM结果,PP/弹性体体系在老化过程中,弹性体发生了迁移和团聚,机械性能明显下降。这是由于弹性体的迁移和团聚破坏了原有均匀的“海-岛”结构,导致了机械性能的下降。 β 成核剂改性有助于加强PP相与弹性体相之间的相容性,其改性后绝缘性能有明显提升。研究表明,弹性体与聚丙烯的相容性以及热氧老化后的共混体系的相容稳定性是决定聚丙烯/弹性体共混电缆主绝缘热氧老化性能的关键原因之一。

参考文献

- [1] 张世栋,苏国强,刘合金,等.配电网附件XLPE/SIR界面缺陷特性及其对电场分布的影响研究[J].山东电力技术,2022,49(8):56-61.
ZHANG Shidong, SU Guoqiang, LIU Hejin, et al. Study on interface characteristics of XLPE/SIR and its influence on electric field distribution for cable accessories [J]. Shandong Electric Power, 2022, 49(8): 56-61.
- [2] 林劝立,叶建区,张桂凯.交联聚乙烯电缆可分离连接器对振荡波局部放电测试的影响[J].山东电力技术,2021,48(6):39-43.
LIN Quanli, YE Jianqu, ZHANG Guikai. Effect of XLPE cable's separable connector on the measurement of oscillating wave partial discharge [J]. Shandong Electric Power, 2021, 48(6): 39-43.
- [3] 杜伯学,韩晨磊,李进,等.高压直流电缆聚乙烯绝缘材料研究现状[J].电工技术学报,2019,34(1):179-191.
DU Boxue, HAN Chenlei, LI Jin, et al. Research status of polyethylene insulation for high voltage direct current cables [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2019, 34(1): 179-191.
- [4] 段玉兵,韩明明,王兆琛,等.不同热老化温度下高压电缆绝缘特性及失效机理[J].电工技术学报,2024,39(1):45-54.

- DUAN Yubing, HAN Mingming, WANG Zhaochen, et al. Insulation characteristics and failure mechanism of high-voltage cables under different thermal aging temperatures [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(1): 45-54.
- [5] 郑晓泉, G Chen, AE Davies. 交联聚乙烯电缆绝缘中的双结构电树枝特性及其形态发展规律[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(3): 79-85.
ZHENG Xiaoquan, CHEN G, DAVIES A. Characteristic and developing law of a double structure electrical tree in XLPE cable insulation [J]. Proceedings of the CSEE, 2006, 26(3): 79-85.
- [6] 张雯嘉,王伟,袁浩,等.接枝聚丙烯电缆绝缘材料的电树枝特性及机理[J].电工技术学报,2024,39(1):88-98.
ZHANG Wenjia, WANG Wei, YUAN Hao, et al. Electrical tree characteristics and mechanism of grafted polypropylene cable insulation [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(1): 88-98.
- [7] 蒋毅恺,徐曼,王若霏,等.电缆绝缘用聚丙烯/弹性体复合材料的高温介电性能[J].电工技术学报,2024,39(1):99-109.
JIANG Yikai, XU Man, WANG Ruofei, et al. High temperature dielectric properties of polypropylene and elastomer blends for cable insulation [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(1): 99-109.
- [8] AHMAD H, RODRIGUE D. Crosslinked polyethylene: a review on the crosslinking techniques, manufacturing methods, applications, and recycling [J]. Polymer Engineering & Science, 2022, 62(8): 2376-2401.
- [9] 高鹏,赵傲,王钟颖,等.聚丙烯材料在电力电缆应用中的研究进展[J].绝缘材料,2023,56(8):1-10.
GAO Peng, ZHAO Jing, WANG Zhongying, et al. Research progress of polypropylene materials in application of power cables [J]. Insulating Materials, 2023, 56(8): 1-10.
- [10] 杜伯学,冉昭玉,刘浩梁,等.干式直流电容器聚丙烯薄膜绝缘性能及其改进方法研究进展[J].电工技术学报,2023,38(5):1363-1374.
DU Boxue, RAN Zhaoyu, LIU Haoliang, et al. Research progress of dielectric properties and improvement methods of polypropylene film for dry-type capacitor [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2023, 38(5): 1363-1374.
- [11] YANG K, REN Y R, WU K N, et al. Enhancing electrical properties of impact polypropylene copolymer for eco-friendly power cable insulation by manipulating the multiphase structure through molten-state annealing [J]. Composites Science and Technology, 2022, 223: 109422.
- [12] 彭兆伟,关永刚,张灵,等. β 成核剂含量对等规聚丙烯电导电流和空间电荷特性的影响[J].电工技术学报,2019,34(7):1527-1535.
PENG Zhaowei, GUAN Yonggang, ZHANG Ling, et al. Influence of β -nucleating agent content on conduction current and space

- charge characteristics in isotactic polypropylene [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2019, 34(7): 1527-1535.
- [13] 杨俊, 杨佳明, 赵新东, 等. 混炼工艺对聚丙烯基绝缘材料的力学及电学性能研究[J]. 电气工程学报, 2021, 16(2): 33-41.
YANG Jun, YANG Jiaming, ZHAO Xindong, et al. Study on the mechanical and electrical properties of polypropylene-based insulating materials by mixing process [J]. Journal of Electrical Engineering, 2021, 16(2): 33-41.
- [14] 高俊国, 姚子恒, 刘艳丽, 等. 蒙脱土-弹性体/聚丙烯复合体系纳米颗粒相区分散对结晶形态与介电性能的影响[J]. 复合材料学报, 2023, 40(4): 2085-2095.
GAO Junguo, YAO Ziheng, LIU Yanli, et al. Influence of interphase dispersion state of nanoparticles on crystal morphology and dielectric properties in montmorillonite elastomer/polypropylene composites [J]. Acta Materiae Compositae Sinica, 2023, 40(4): 2085-2095.
- [15] 欧阳本红, 黄凯文, 赵鹏, 等. 电力电缆聚丙烯材料的研究进展[J]. 绝缘材料, 2022, 55(8): 6-15.
OUYANG Benhong, HUANG Kaiwen, ZHAO Peng, et al. Research progress of polypropylene materials for power cables [J]. Insulating Materials, 2022, 55(8): 6-15.
- [16] 王昊月, 王晓威, 孙茂伦, 等. XLPE电缆绝缘热老化的高压频域介电谱诊断方法[J]. 电工技术学报, 2022, 37(17): 4497-4507
WANG Haoyue, WANG Xiaowei, SUN Maolun, et al. High voltage frequency domain dielectric spectroscopy diagnosis method for thermal aging of XPLE cables [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2022, 37(17): 4497-4507.
- [17] 宋佳宁, 杜斌, 张振莉, 等. 聚丙烯基直流电缆绝缘材料的研究进展[J]. 中国塑料, 2022, 36(11): 174-182.
SONG Jianing, DU Bin, ZHANG Zhenli, et al. Research progress in polypropylene-based insulation materials for direct current power cables [J]. China Plastics, 2022, 36(11): 174-182.
- [18] MENG P F, ZHOU Y, YUAN C, et al. Comparisons of different polypropylene copolymers as potential recyclable HVDC cable insulation materials [J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2019, 26(3): 674-680.
- [19] LIU B X, GAO Y, SONG Z, et al. Thermal cycling induced aging on polypropylene/elastomer blends for DC cable insulation [J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2023, 30(4): 1802-1809.
- [20] HU S X, WANG W, DANG B, et al. Thermal properties and space charge behavior of thermally aged polypropylene/elastomer blends nanocomposite [J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2020, 27(2): 521-527.
- [21] 樊林祺, 李琦, 袁浩, 等. 接枝对聚丙烯绝缘材料热氧老化的影响及机理[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(11): 4227-4238.
FAN Linzhen, LI Qi, YUAN Hao, et al. Influence and mechanism of grafting on thermal oxidative aging of polypropylene [J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(11): 4227-4238.
- [22] 赵鹏, 欧阳本红, 黄凯文, 等. 不同改性聚丙烯电缆绝缘料热氧老化特性和选型[J]. 高压技术, 2022, 48(7): 2642-2649.
ZHAO Peng, OUYANG Benhong, HUANG Kaiwen, et al. Thermal aging characteristics and selection of different modified polypropylene cable insulating materials [J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(7): 2642-2649.
- [23] LIU B X, GAO Y, LI J, et al. Aging behavior of polypropylene as cable insulation under gamma-ray irradiation [J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2024, 31(2): 956-964.
- [24] LI Z L, ZHANG M, ZHAO S, et al. Condition assessment of thermally aged polypropylene cable insulation based on frequency domain spectroscopy [J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2024, 31(6): 3269-3276.
- [25] KIM D K, LEE S H, KWON T H, et al. Study on high-temperature and high-voltage insulation characteristics of polypropylene blend with highly packed elastomeric domains for power cable applications [J]. Polymer Testing, 2023, 120: 107942.
- [26] KIM M H, SEO H J, LEE S K, et al. Influence of thermal aging on the combustion characteristics of cables in nuclear power plants [J]. Energies, 2021, 14(7): 2003.

收稿日期: 2024-08-24

修回日期: 2024-11-01

作者简介:

曹建梅(1986), 通信作者(fageicaojianmei@163.com), 女, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向为电工新材料开发与评价、电缆主绝缘材料性能评价与改性研究;

杜宝帅(1982), 男, 博士, 正高级工程师, 主要研究方向为电工新材料开发与评价;

杜伯学(1961), 男, 博士, 教授, 博导, 主要研究方向为电气设备用先进绝缘材料、高压绝缘技术;

张猛(1999), 男, 硕士在读, 主要研究方向为聚丙烯电缆绝缘老化机理及抑制方法;

李忠磊(1989), 男, 博士, 副教授, 主要研究方向为高压电缆绝缘强化理论与关键技术。

(责任编辑 车永强)

2025年8月8日是我国第17个“全民健身日”

全民健身日

全民健身动起来





关注《山东电力技术》