

分类号: TM73

密 级: 公开

学校代码: 10363

学 号: 2210320121



安徽工程大学

Anhui Polytechnic University

硕士学位论文

题目 基于共享储能的主动配电网
有功无功协同优化研究

论 文 作 者 王洁

指 导 教 师 葛愿 教授

学 科 (专 业) 控制科学与工程

研 究 方 向 系统工程理论与方法

论文提交日期: 2024 年 5 月 31 日

分类号: TM73

单位代码: 10363

密 级: 公开

学 号: 2210320121

题 目 基于共享储能的主动配电网
有功无功协同优化研究

题 目 RESEARCH ON ACTIVE-REACTIVE
COORDINATED OPTIMIZATION OF
ACTIVE DISTRIBUTION NETWORKS
BASED ON SHARED ENERGY STORAGE

学 生 姓 名 : 王 洁

指 导 老 师 : 葛 愿 教 授

专 业 (领 域) : 控制科学与工程

研究方向 (领 域) : 系统工程理论与方法

论文答辩日期 : 2024 年 5 月 19 日

安徽工程大学学位论文原创性声明

本人郑重声明：我恪守学术道德，崇尚严谨学风。所呈交的学位论文，是本人在导师的指导下，独立进行研究工作所取得的成果。除文中已明确注明和引用的内容外，本论文不包含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的作品及成果的内容。论文为本人亲自撰写，我对所写的内容负责，并完全意识到本声明的法律后果由本人承担。

学位论文作者签名：王浩

日期：2024年5月31日

安徽工程大学学位论文版权使用授权书

学位论文作者完全了解学校有关保留、使用学位论文的规定，同意学校保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子版，允许论文被查阅或借阅。本人授权安徽工程大学可以将本学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存和汇编本学位论文。

保密 ☐，在 _____ 年解密后适用本版权书。

本学位论文属于

不保密 ☒。

学位论文作者签名：王洁

指导教师签名：李臣

日期：2024年5月31日

日期：2024年5月31日

基于共享储能的主动配电网有功无功协同优化研究

摘要

“双碳”促进可再生能源的发展，给主动配电网的优化带来了新的机遇和挑战，主动配电网优化的核心在于如何高效整合与管理大量不稳定的可再生能源，确保其安全稳定并网。由于可再生能源的随机性及成本缺乏竞争力等弊端，导致难以同时保证电能质量和最大化可再生能源消纳率。因储能提供快速响应、调峰填谷、改善电能质量、增强可再生能源并网兼容性提升电网稳定性和可靠性等功能，在配电网中得到广泛应用。共享储能作为一种创新模式，以更高效、经济的方式发挥储能潜力。在此背景下，如何科学合理的提出能量共享策略变得极为重要。因此，本文基于共享储能的共享理念，分别提出有功共享优化、无功共享优化和有功无功协同优化策略，兼顾主动配电网调度成本、电能质量和有功损耗等目标的同时，提高可再生能源的消纳水平。具体内容如下：

(一)、基于共享储能的主动配电网有功优化研究。考虑到主动配电网的有功网损主要来自支路间电阻的损耗，在辐射运行状态下，主动配电网中储能因其固定容量的限制，在不同的场景下存在着利用率过低或者容量不足等情况。为满足后续节点的功率平衡，解决靠前支路的有功损耗增加问题，基于共享储能的共享理念，提出基于共享储能的有功共享优化策略。为验证所提策略的有效性，建立了含“风-光-气-储”的主动配电网有功优化调度模型，模型以总有功网损最小为

目标函数，采用融合前推回代法的改进均衡优化算法进行求解分析。分别与传统储能场景、传统均衡优化算法场景进行对比，分析不同场景下的总有功网损，各支路有功网损，可再生能源消纳情况和共享储能出力情况，验证所提有功共享优化策略与求解算法的有效性。

(二)、基于共享储能的主动配电网无功优化研究。在共享储能有功共享优化研究的基础上，继续提出基于共享储能的无功共享优化策略。为验证所提策略的有效性，建立了含“风-光-气-储”的主动配电网无功优化调度模型。模型以电压偏差最小为目标函数，采用融合前推回代法的闪电连接过程算法进行求解分析。与传统储能场景进行对比，分析不同场景下的电压偏差，各支路有功网损，可再生能源消纳情况和共享储能出力情况，验证所提无功共享优化策略的有效性。

(三)、基于共享储能的主动配电网有功无功协同优化研究。在分别验证了有功共享优化和无功共享优化策略有效性和综合考虑其优势的基础上，进一步提出了基于共享储能的有功无功协同优化策略，建立了含“风-光-气-储”的主动配电网有功无功协同优化调度模型。模型以调度成本、有功网损和电压偏差三个目标最小为目标函数，采用融合前推回代法的改进 NSGA-II 算法进行优化求解。通过 Hypervolume 来评价算法的有效性，分别与传统储能场景、传统 NSGA-II 算法场景进行对比，分析不同场景下的调度成本，电压偏差，总有功网损，各支路有功网损和可再生能源消纳情况，验证所提有功无功协同优化策略与求解算法的有效性。

关键词：共享储能，主动配电网，有功无功协同优化，前推回代法，
均衡优化算法，NSGA-II 算法

RESEARCH ON ACTIVE-REACTIVE COORDINATED OPTIMIZATION OF ACTIVE DISTRIBUTION NETWORKS BASED ON SHARED ENERGY STORAGE

ABSTRACT

"Dual carbon" promotes the development of renewable energy, but it brings new opportunities and challenges to the optimization of active distribution networks. The core of active distribution network optimization lies in how to efficiently integrate and manage large amounts of unstable renewable energy to ensure its safe and stable grid connection. However, due to the randomness of renewable energy and its lack of competitiveness in terms of cost, it is difficult to simultaneously ensure the quality of electrical energy and maximize the penetration rate of renewable energy. Energy storage is widely used in distribution networks because it provides fast response, peak shaving, valley filling, improves electric energy quality, enhances the compatibility of renewable energy grid connection, and enhances grid stability and reliability. Shared energy storage, as an innovative model, harnesses the potential of energy storage in a more efficient and economical way. In this context, it becomes extremely important to propose energy sharing strategies scientifically and reasonably. Therefore, based on the concept of shared energy storage, this paper proposes strategies for active power sharing optimization, reactive

power sharing optimization, and active-reactive coordinated optimization, aiming to simultaneously consider the dispatching cost of active distribution networks, electrical energy quality, active power losses, and other objectives, while improving the level of renewable energy consumption. The details are as follows:

(1) Research on active optimization of active distribution networks based on shared energy storage. Considering that the active power loss of the active distribution network mainly comes from the resistance loss between branches, in the radiating operating state, energy storage in the active distribution network exists with low utilization or insufficient capacity in different scenarios due to its fixed capacity limitations. To meet the power balance of subsequent nodes and solve the problem of increased active power loss in upstream branches, a proactive sharing optimization strategy based on shared energy storage is proposed based on the concept of shared energy storage. To verify the effectiveness of the proposed strategy, an active optimization scheduling model for the active distribution network containing "wind-solar-gas-storage" is established, with the objective function of minimizing the total active power loss. An improved equilibrium optimization algorithm based on the integrated forward-backward method is used for analysis and solution. A comparison is made with traditional energy storage scenarios and traditional equilibrium optimization algorithm scenarios to analyze the total active

power loss, active power loss of each branch, renewable energy integration, and shared energy storage output in different scenarios, thereby validating the effectiveness of the proposed active power sharing optimization strategy and solution algorithm.

(2) Research on reactive optimization of active distribution networks based on shared energy storage. Building upon the research on active power sharing optimization based on shared energy storage, a reactive power sharing optimization strategy based on shared energy storage is proposed. To validate the effectiveness of the proposed strategy, an active distribution network reactive power optimization scheduling model containing "wind-solar-gas-storage" is established. The model aims to minimize voltage deviation and utilizes an integrated forward-backward method combined with a lightning connection process algorithm for analysis and solution. A comparison is made with traditional energy storage scenarios to analyze voltage deviation, active power loss of each branch, renewable energy integration, and shared energy storage output in different scenarios, thereby validating the effectiveness of the proposed reactive power sharing optimization strategy.

(3) Research on coordinated active-reactive power optimization of active distribution networks based on shared energy storage. After separately validating the effectiveness of active power sharing optimization and reactive power sharing optimization strategies and

considering their advantages, a further proposal is made for a coordinated optimization strategy based on shared energy storage for both active and reactive power. A scheduling model for coordinated optimization of active and reactive power in active distribution networks containing "wind-solar-gas-storage" is established. The model aims to minimize scheduling costs, active power loss, and voltage deviation, utilizing an improved NSGA-II algorithm integrated with the forward-backward method for optimization. The effectiveness of the algorithm is evaluated using Hypervolume. A comparison is made with traditional energy storage scenarios and traditional NSGA-II algorithm scenarios to analyze scheduling costs, voltage deviation, total active power loss, active power loss of each branch, and renewable energy integration in different scenarios, thereby validating the effectiveness of the proposed coordinated optimization strategy for active and reactive power and its solution algorithm.

Jie Wang (Control Science and Engineering)

Supervised by Prof. Yuan Ge

KEY WORDS: shared energy storage, active distribution network, active-reactive coordinated optimization, forward-backward iteration method, equilibrium optimization algorithm, NSGA-II algorithm

目录

摘要.....	I
ABSTRACT.....	IV
第 1 章 绪论.....	1
1.1 研究背景与意义.....	1
1.1.1 研究背景.....	1
1.1.2 研究意义.....	3
1.2 国内外研究现状.....	4
1.2.1 共享储能研究现状.....	4
1.2.2 主动配电网无功优化研究现状.....	5
1.2.3 主动配电网有功无功协同优化研究现状.....	6
1.3 本文的创新点.....	7
1.4 本文的章节安排.....	8
第 2 章 基于共享储能的主动配电网有功优化研究.....	11
2.1 基于 SES 的 ADN 有功共享优化策略.....	11
2.2 ADN 有功优化调度模型.....	12
2.2.1 目标函数.....	12
2.2.2 约束条件.....	13
2.3 求解方法.....	14
2.3.1 前推回代法.....	14
2.3.2 均衡优化算法.....	15
2.3.3 融合前推回代法的改进均衡优化算法.....	15
2.4 算例分析.....	19
2.4.1 场景设定.....	19
2.4.2 结果分析.....	20
2.5 本章小结.....	28
第 3 章 基于共享储能的主动配电网无功优化研究.....	29
3.1 基于 SES 的 ADN 无功共享优化策略.....	29

3.2 ADN 无功优化模型	30
3.2.1 目标函数.....	30
3.2.2 约束条件.....	31
3.3 求解方法.....	31
3.3.1 闪电连接过程算法.....	31
3.3.1 融合前推回代法的闪电连接过程算法.....	31
3.4 算例分析.....	34
3.4.1 场景设定.....	34
3.4.2 结果分析.....	35
3.5 本章小结.....	41
第 4 章 基于共享储能的主动配电网有功无功协同优化研究.....	43
4.1 基于 SES 的 ADN 有功无功协同优化策略	43
4.2 ADN 有功无功协同优化模型	44
4.2.1 目标函数.....	44
4.2.2 约束条件.....	45
4.3 求解方法.....	45
4.3.1 NSGA-II 算法.....	45
4.3.2 融合前推回代法的改进 NSGA-II 算法.....	46
4.3.3 评价指标.....	49
4.4 算例分析.....	50
4.4.1 场景设定.....	50
4.4.2 结果分析.....	51
4.5 本章小结.....	56
第 5 章 总结与展望.....	57
5.1 总结.....	57
5.2 展望.....	58
参考文献.....	59
攻读硕士学位期间成果.....	65
致谢.....	66

第 1 章 绪论

1.1 研究背景与意义

1.1.1 研究背景

现阶段,我国能源开发和利用面临两个方面主要矛盾,一是供给侧传统能源日益枯竭和需求侧用能需求持续快速增长的矛盾;二是环境问题日趋严重与高排放能源消费结构的矛盾。对此,习总书记于 2020 年 9 月 22 日在第七十五届联合国大会上宣布,中国力争 2030 年前二氧化碳排放达到峰值,努力争取 2060 年前实现碳中和目标^[1],“双碳”应运而生^[2]。实施“双碳”战略需要从能源结构的调整着手,能源燃烧是我国主要的二氧化碳排放源,约占全部二氧化碳排放的 88%,而电力行业作为能源消耗的主体,其碳排放量约占能源行业排放的 41%^[3],推动电力行业绿色转型是实现“双碳”目标的重中之重。

以风能和太阳能为主的分布式可再生能源(Distributed Renewable Energy, DRE)因资源丰富且可持续利用、环境影响极小、分布广泛不受地域限制等优势得到关注,“欧盟能源路线图”中指出,预计到 2050 年,DREs 将满足全球 50%以上的能源需求^[4],提升 DREs 的占比已经成为广泛共识。国际可再生能源署于 2023 年 3 月 21 日发布的《2023 年可再生能源装机容量统计报告》^[5]指出,截至 2022 年底,全球已安装的电力产能中,DREs 占比达到 40%,且仍在持续增长。中国 DREs 总装机容量达到了 1160.799GW,占据全球 34.43%的比例,占据亚洲 71.2%的比例,位居世界容量榜第一。2022 年间,中国 DREs 装机容量实现了 140.565GW 的新增,位居世界新增榜第一。在 2022 年,全球新增的 DREs 发电容量创历史新高,其中风能和太阳能贡献巨大,太阳能新增装机容量达到 191.578GW,约占当年全球总 DREs 新增的三分之二,风能新增 74.653GW。

由储能(Energy Storage, ES)、DREs 和可控负荷组成的分布式能源(Distributed Generation, DG)并网后使配电网的能量传输模式产生了结构性转变,导致原本单向流动的潮流分布特征发生显著变化,并由此引发配电网内部各节点电压动态特性的调整以及网络损耗分布的重构^[6]。天气和季节变化等因素会对以风能和太阳

能为主的 DREs 产生直接影响,使得配电网在接纳其输出功率时面临更大的不确定性。这不仅增加了实时调度与电压控制的复杂度,还可能导致电网频率产生波动,影响系统稳定性。同时,由于 DREs 出力的不连续性和不可预测性,可能会在局部区域造成电压偏差过大或过小,甚至引起无功平衡问题及谐波污染,从而影响配电网的整体运行效率和电能质量。随着 DREs 整合程度的提高,《新型电力系统蓝皮书》^[7]强调通过整合和革新电力系统基础设施、运行调控等多元化技术手段,以及充分运用“云大物移智链”等前沿数字技术,以实现传统配电网进行深层次的技术改造与升级,从而逐步推进配电网向具备主动管理与控制能力的主动配电网(Active Distribution Network, ADN)架构转型^[8]。

ADN 的概念最初于 2008 年在国际大电网会议上被正式界定,与传统配电网相比,ADN 强调配电网的主动调节能力^[9]。在形态结构上,ADN 保留了传统配电网的辐射状特征,但在网络中出现了 DGs 和电力电子调控设备等新元素^[10]。不同于单向传输的无源配网,ADN 可以根据电网的实时运行状态,对 DGs 等电力装置进行主动管理控制,使电网具有功率双向传输的能力,提升系统的能量利用率。ES 在 ADN 中的应用具有显著优势,它不仅能够有效平衡电力供需、平抑 DREs 的随机性和波动性,还能提高系统的运行稳定性和电能质量。ES 通过削峰填谷,有力地促进了能源的有效利用和优化调度,增强了电网对清洁能源的消纳能力。此外,ES 技术还能提供诸如频率调节、电压支撑等关键的辅助服务功能,进一步保障了电网的安全可靠运行。针对 ES 产业的发展,我国已制定并实施了一系列关键政策以推动 ES 产业进步。在《关于促进储能技术与产业发展指导意见》^[11]中,明确提出要将 ES 作为提升电力系统灵活性和经济性的关键技术,鼓励各类市场主体投资建设 ES 项目,并为 ES 设施参与电力市场交易创造条件。同时,国家发改委和国家能源局发布的《完善电力辅助服务补偿(市场)机制工作方案》^[12]等文件,明确了 ES 参与电力辅助服务市场的权利与义务,为其市场化运营提供了制度保障。近年来,随着 ES 技术的进步以及电力体制改革的深入,ES 资源开始逐渐演变为共享模式。在此模式下,多个用户或市场主体可以共享一个集中式的储能资源池,依据实际需求进行按需使用和付费,这种“共享储能”理念有助于降低单个用户的初期投资成本,提高储能资产利用率,同时也极大地促进了电力系统的高效运行和清洁能源的大规模消纳。共享储能(Shared Energy

Storage, SES)作为电力系统灵活性资源的重要组成部分,得到了我国政府的高度重视和支持。在国家层面,相关政策旨在鼓励和推广 SES 模式的发展,以提高 ES 的利用效率,促进 DREs 消纳,并助力实现“双碳”目标。在《关于加快推动新型储能发展的指导意见》^[13]中明确提出鼓励探索建设 SES,支持新能源电站通过自建、租用或购买等形式配置 ES,发挥 ES 的“一站多用”作用。《“十四五”新型储能发展实施方案》^[14]进一步强调了对 SES 模式的探索与推广,鼓励各类主体开展 SES、云储能等创新商业模式的应用示范,同时试点建设共享储能交易平台和运营监控系统。

SES 作为一种创新应用模式,在全球能源转型和智能电网发展的大背景下,日益展现出其在 ADN 中的重要价值。然而,当前阶段在将 SES 深度融入 ADN 的过程中,仍存在诸多亟待深入研究的问题:如何实现有功无功的协同优化调度、降低网络损耗并提升电能质量、提升 DREs 的消纳水平。因此,进一步深化对 SES 在 ADN 中创新应用的研究,对于推动智能电网建设、促进清洁能源消纳、提高电力系统灵活性与稳定性具有极其重要的理论意义和实践价值。

1.1.2 研究意义

(1) 主动配电网有功优化调度的研究意义

通过深入探究和优化配电网各节点的有功功率分配,能够有效地应对分布式能源的波动性与不确定性问题,确保可再生能源的充分消纳,并在满足供需平衡的同时减少能量损失、降低输配电损耗、保障电力系统的安全稳定运行与高效供应。主动配电网有功优化调度还能促进不同能源形式间的互补协调,为实现低碳、智能、韧性的未来能源系统奠定坚实基础。该研究技术不仅是解决当前电网问题的关键技术手段,且对于促进清洁能源转型、保障供电安全、提升电网经济效益等方面都具有一定的意义。

(2) 主动配电网无功优化调度的研究意义

随着分布式电源的大规模接入,主动配电网的无功特性变得更为复杂,有效管理无功资源对于维持系统电压稳定、减少线路损耗、提高输电能力至关重要。主动配电网无功优化调度研究通过实时监测、短期预测与智能控制技术,能够实现电压水平的精确控制和无功功率的有效分布,从而降低线损、增强系统稳定性,

适应负荷变化和分布式电源出力波动，从而确保电网安全、经济运行，并为可再生能源的大规模消纳创造有利条件，对构建安全可持续发展的现代电网体系具有一定的意义。

(3) 主动配电网有功无功协同优化调度的研究意义

主动配电网有功无功协同优化调度的研究对于提升电力系统整体运行性能与经济性具有重要意义。主动配电网有功无功协同优化调度旨在解决随着分布式能源、储能设备和可变负荷大量接入后，配电网在多时空尺度上面临的复杂有功供需平衡和无功电压控制问题。该研究通过多目标优化算法，致力于实现有功和无功的协同优化调度，以最大限度地提高可再生能源消纳能力，进一步降低线损，保障电压质量稳定，并确保供电可靠性，对于促进电力系统的低碳化转型、提升资源利用效率以及适应未来多元化电力市场环境具有指导性意义。

1.2 国内外研究现状

1.2.1 共享储能研究现状

为解决储能设备初期投资高昂的问题，Wang Z 等学者^[15]提出了储能资源共享的理念，即用户无需独立购置储能设备，通过租赁共享储能便能按需动态接入一个中心化的储能资产池。共享储能理念一经提出，国内外诸多学者对其展开了深入研究，现有关共享储能的研究主要集中在容量配置、运营模式和优化调度等方面。Xie Y 等学者^[16]基于社区用户和储能运营商间的合作博弈提出了一种包含多种交易类型的社区储能协同共享模式，并建立了社区共享储能的容量规划与配置模型，旨在最优化社区用电成本；朱佳男等学者^[17]提出一种广义共享储能容量配置策略，降低了用户的能源消费成本和运营商的共享储能配置成本；王再闯等学者^[18]提出了基于合作博弈的共享储能与分布式光伏容量协同规划方法，旨在实现博弈各方利益最大化的同时保证资源综合高效利用；Zhong W 等学者^[19]研究表明共享储能场景相较于传统储能场景，能大幅度降低用户的使用成本，并能提高储能设备的利用率；Yan D 等学者^[20]研究了 SES 的商业模式与定价机制；江岳文等学者^[21]提出了多风电场联合共享储能合作并网的互动机制与成本分摊机制，研究表明共享储能能够有效降低风电场群集群的运营成本；Xu X 等学者^[22]

提出了一种共享储能运营商为新能源提供偏置保险服务的商业模式,提高了储能利用率和运营商的经济效益;马佳伊等学者^[23]提出了共享储能充放电功率及用户与电网交互功率等日前优化策略,在用户月度整体经济性最优的前提下,实现用户侧每日经济效益的优化;臧云帆等学者^[24]提出了一种含有共享储能的微电网群分布鲁棒博弈优化调度方法,建立了具有多种能量形式的微电网模型以及共享储能模型,研究表明共享储能能够在有效应对风光出力不确定性的同时降低各主体的运行成本。

1.2.2 主动配电网无功优化研究现状

ADN 无功优化是一项针对现代电力系统中分布式能源广泛接入情境下的关键技术,其核心目标在于实现无功功率的全局平衡,确保各节点电压维持在规定范围内以保障电能质量,最大限度地减少因无功流动引起的线路损耗,从而提升 ADN 的安全性、经济性和稳定性。目前国内外已经有大量学者对 ADN 无功优化进行了相关的研究,Adefarati T 等学者^[25]分析了分布式能源进行无功优化的可行性,研究表明可提供无功功率的分布式能源集成到配电网中,通过动态调节和优化无功潮流分布,实现对电压水平的有效管理,从而降低线路损耗,提高系统稳定性;Yang H T 等学者^[26]提出了一种用于高穿透光伏发电的配电网的无功优化策略,旨在缓解高光伏穿透率引起的过电压,并最大限度地减少总线路损耗,研究表明所提策略能进一步提高高穿透光伏系统的利用率,减少功率损耗;王玲玲等学者^[27]建立以有功网损为目标的含多个风电机组的配电网无功优化调度模型,研究了风电机组出力相关性对无功优化结果的影响,研究表明通过无功优化,能够有效地提高配电网的电压水平并减少网络损耗;Majumder R 学者^[28]分析了配电网中 DG 的无功支撑能力,通过合理的 DG 逆变器调控,可以提高电能质量和供电可靠性;Abapour S 等学者^[29]以分布式电源主动管理的风险评估为切入点,研究了在不确定环境中主动管理对接入分布式能源的主动配电网的影响,旨在降低系统运行风险、提高运行效率以及改善电能质量;Zheng W 等学者^[30]通过简化 ADN 结构,提出了一种可以在不需要中央协调器的情况下获得配电网非凸问题全局最优解的全分布式无功优化算法,旨在提高无功优化算法的收敛性;Li X 等学者^[31]提出了一种基于差分进化算法和网络损耗灵敏度的多微电网主动配电网

分级最优无功调度方法,以期提高了多微电网主动配电网互联系统的经济性;孙浩锋等学者^[32]利用风电与光电的时空上互补特性和储能装置削峰填谷特性,建立了含风光储联合发电的主动配电网模型,以无功补偿装置作为优化变量,对主动配电网展开多时段动态无功优化研究,旨在实现主动配电网的调压降损;蔡昌春等学者^[33]提出了一种基于数据驱动的配电网无功电压优化方法,通过在极限学习机中引入自动编码器构建深度学习机制,在不依赖潮流计算的情况下实现配电网运行状态的跟踪和无功调节设备的优化调度;Ding T 等学者^[34]提出了两阶段鲁棒无功功率优化模型来协调离散和连续无功补偿器,旨在解决主动配电网中高渗透性风电出力的不确定性带来的问题;Li Y 等学者^[35]通过分析有源控制和有源管理的特点,提出了基于比例系数的 ADN 无功优化模型和基于量子磷虾群算法的无功综合优化方法,旨在解决传统配电网的无功优化方法不能适应大规模分布式能源接入的主动配电网的问题。

1.2.3 主动配电网有功无功协同优化研究现状

在主动配电网中,由于其 R/X 比值相对较高,导致 $P-Q$ 无法完全解耦,因此有功调度策略也会对电压水平产生影响。基于逆变器的 DG 不仅提供有功出力,还能够提供无功作为辅助服务,进一步减少功率损耗和改善网络电压等级,使得主动配电网有功无功协同优化成为提升配电网运行效率和安全性的关键手段。目前诸多国内外学者展开了对主动配电网有功无功协同优化的研究,彭大健等学者^[36]建立了主动配电网与共享储能的互动博弈优化模型,通过共享储能有功、无功功率联合优化参与辅助服务,提升主动配电网的经济性和安全性;Wang L 等学者^[37]提出了一种基于储能的主动配电网的有功无功协同优化模型,研究表明充分利用分布式能源和储能的无功能力,能最大限度地降低功率损耗,改善电压分布;Gabash A 等学者^[38]在有功无功最优潮流优化模型中引入了风电机组的无功能力,研究不同限制下对功率因数的影响和不同需求场景下对可变反向功率流的不同协议安排对 ADN 运行的影响,旨在优化有功无功损耗与风能弃置之间的平衡;Samimi A 等学者^[39]提出了一个基于有功无功报价的经济框架实现用于主动配电网的有功无功协同调度,旨在激励分布式能源在有功功率市场和电压/无功控制方案中进行合作;Huang Z 等学者^[40]提出了一种动态有功无功潮流的两

阶段数据自适应鲁棒优化模型,使用线性仿射决策规则分析描述了风电机组在两种功率因数模式下有功功率和无功功率不确定性之间的动态相关性,以期解决风电的不确定性给主动配电网带来了安全和经济问题;米阳等学者^[41]提出一种考虑含储能的三端智能软开关与需求侧响应有功无功协调优化策略,并将储能、分布式电源与传统无功补偿设备进行协调优化,以期提高用户的舒适度与经济度和配电网可靠性与经济效益;张艳丽等学者^[42]提出基于二阶锥规划的配电网日前日内两阶段有功无功协调降损方法,在日前阶段通过有功无功协调配合降低配电网的网损,并利用日前阶段慢响应设备的优化结果以及日内短期的新能源出力预测,对配电网进行日内阶段的滚动无功降损优化,以期保证系统安全运行和经济性;孙国强等学者^[43]提出了一种基于深度确定性策略梯度的 ADN 有功无功协同优化调度策略,在避免电压和潮流越限的情况下,以 ADN 日运行成本最小为目标,搭建了基于优先经验回放机制的深度确定性策略梯度 ADN 在线调度框架,旨在为 ADN 提供安全、经济的调度策略;黄永红等学者^[44]提出了基于改进凸内逼近法的主动配电网有功-无功协同优化方法,基于支路潮流方程定义与支路电流、节点电压和视在功率流相关的非线性项的凸包,并与剩余线性元素结合形成凸内部近似,建立了完善的数学模型,同时引入 KKT 条件收缩最优解的对偶间隙,旨在解决约束条件极为严苛和在功率的极端注入下容易导致对偶间隙增大等问题;郑舜玮等学者^[45]提出一种计及功率因数约束的有功-无功鲁棒协同优化运行策略,综合考虑微网发用电不确定性及并网功率因数约束,建立有功-无功鲁棒协同优化调度模型,以期能够在“最恶劣”运行场景下有效保障微网并网的功率因数和最优化多微网主动配电系统的运行成本。

1.3 本文的创新点

本文旨在解决主动配电网的优化问题,综合考虑共享储能有功无功的优化能力,着重探讨了基于共享储能的主动配电网有功优化、基于共享储能的主动配电网无功优化和基于共享储能的主动配电网有功无功协同优化。本文的主要创新点如下:

(1) 基于共享储能的主动配电网有功优化

考虑到主动配电网的有功网损主要来自支路间电阻的损耗,在辐射运行状态

下,主动配电网中储能因其固定容量的限制,在不同的场景下,可能存在着利用率过低或者容量不足等情况。为满足后续节点的功率平衡、解决靠前支路的有功损耗增加的问题。基于共享储能的共享理念,提出了基于共享储能的主动配电网能量共享调度策略,为验证所提策略的有效性,建立了含“风-光-气-储”的主动配电网有功优化调度模型,模型以主动配电网总有功网损最小为目标函数,采用融合前推回代法的改进均衡优化算法进行求解分析,验证了所提机制与求解算法的有效性。

(2) 基于共享储能的主动配电网无功优化

在基于共享储能的主动配电网有功优化研究的基础上,继续提出了基于共享储能的主动配电网无功共享调度策略,为验证所提策略的有效性,建立了含“风-光-气-储”的主动配电网无功优化调度模型,模型以主动配电网电压偏差最小为目标函数,采用融合前推回代法的闪电连接过程算法进行求解分析,实验与传统储能场景进行对比,验证所提机制的有效性。

(3) 基于共享储能的主动配电网有功无功协同优化

在基于共享储能的主动配电网有功优化研究和基于共享储能的主动配电网无功优化研究的基础上,建立了基于主动配电网的主动配电网有功无功协同优化调度模型,模型以成本、有功网损和电压偏差三个目标最小为目标函数,采用融合前推回代法的改进 NSGA-II 算法进行优化求解,通过 Hypervolume 来评价算法的有效性,实验分别与传统储能场景、传统均衡优化算法场景进行对比,分析不同场景下的成本,电压偏差,各支路有功网损和 DREs 消纳情况,验证所提机制与求解算法的有效性。

1.4 本文的章节安排

本文主要基于共享储能的共享理念,对主动配电网有功优化、主动配电网无功优化和主动配电网有功无功协同优化三方面展开研究。本文一共包含五个章节,各章节概括内容如下所示:

第一章:绪论。介绍了课题的研究背景和主动配电网有功、无功和协同优化的研究意义,并分析了当前共享储能、主动配电网无功优化和主动配电网有功无功协同优化的研究现状和研究方法,同时对本文各章节的内容进行了简述。

第二章：基于共享储能的主动配电网有功优化研究。首先，分析主动配电网有功网损产生的原因和传统储能存在主动配电网中可能存在的问题，提出了基于共享储能的有功能量共享优化策略。为验证所提策略的有效性，建立了含“风-光-气-储”的主动配电网有功优化调度模型，模型以主动配电网总有功网损最小为目标函数；建立二阶锥规划模型，由于二阶锥规划模型的非线性和凸优化特性，使用传统的算法难以求得最优解，提出了融合前推回代法的改进均衡优化算法来进行求解，最后分别与传统储能场景、传统均衡优化算法场景进行对比，分析不同场景下的总有功网损，各支路有功网损，DREs 消纳情况和 SES 出力情况，验证所提有功共享机制与求解算法的有效性，并分析存在的一些不足之处的原因和解决方案。

第三章：基于共享储能的主动配电网无功优化研究。在基于共享储能的主动配电网有功优化研究的基础上，综合考虑了 Adefarati T 等学者分析的分布式能源进行无功优化的可行性，将可提供无功功率的分布式能源集成到 ADN 中，通过动态调节和优化无功潮流分布，实现对电压水平的有效管理，综上提出基于共享储能的无功共享优化策略。为验证所提策略的有效性，建立了含“风-光-气-储”的主动配电网无功优化调度模型，模型以主动配电网总电压偏差最小为目标函数，采用融合前推回代法的闪电连接过程算法来进行求解，实验与传统储能场景进行对比，分析不同场景下的电压偏差，各支路有功网损，DREs 消纳情况和共享储能出力情况，验证所提无功共享机制与求解算法的有效性，并分析存在的一些不足之处的原因和解决方案。

第四章：基于共享储能的主动配电网有功无功协同优化研究。在第二章有功优化研究和第三章无功优化研究的基础上，结合各章分析的不足之处的原因，综合提出了基于共享储能的有功无功协同优化策略。为验证所提策略的有效性，建立了含“风-光-气-储”的主动配电网有功无功协同优化调度模型，模型以调度成本、有功网损和电压偏差三个目标最小为目标函数，采用融合前推回代法的改进 NSGA-II 算法进行优化求解，通过 Hypervolume 来评价算法的有效性，实验分别与传统储能场景、传统 NSGA-II 算法场景进行对比，分析不同场景下的成本，电压偏差，各支路有功网损和 DREs 消纳情况，验证所提机制与求解算法的有效性。

第五章：总结与展望。综合本文的内容和实验结果，分析并进行总结形成研究成果，同时指出了当前研究中的存在的不足和实验局限性问题，并基于此为未来的研究提供了具有针对性的改进措施和策略建议，旨在全方位地深化和完善对本研究成果有效性的探索与验证。

第 2 章 基于共享储能的主动配电网有功优化研究

考虑到 ADN 的有功网损主要来自支路间电阻的损耗，在辐射运行状态下，ADN 系统中储能因其固定容量的限制，在不同的场景下，可能存在着利用率过低或者容量不足等情况，为满足后续节点的功率平衡，解决靠前支路的有功损耗增加的问题。基于 SES 的共享理念^[46]，提出了基于 SES 的 ADN 有功共享优化策略，为验证所提策略的有效性，建立了含“风-光-气-储”的 ADN 有功优化调度模型，模型以 ADN 总有功网损最小为目标函数，采用融合前推回代法的改进均衡优化算法进行求解分析，实验分别与传统储能场景、传统均衡优化算法场景进行对比，分析不同场景下的总有功网损，各支路有功网损，DREs 消纳情况和 SES 出力情况，验证所提机制与求解算法的有效性。

2.1 基于 SES 的 ADN 有功共享优化策略

无论是传统配电网，还是 ADN，其稳态均为辐射状运行。基于高红均等学者^[47]提出的配电网基本结构，考虑到 ADN 的有功网损主要来自支路间电阻的损耗，而在辐射运行状态下，ADN 为满足后续节点的功率平衡，会造成越靠前节点的电流越高，因此相应的损耗就越大。针对这一问题，为进一步优化 ADN 潮流分布，现基于 SES 能量共享理念，建立前后节点间的连接，将前端节点的功率输送到后端节点，减少前端节点输送功率间的损耗，从而达到有功优化的目的。以 IEEE 33 节点为例，建立了含 SES 的 ADN 结构，如图 2-1 所示。

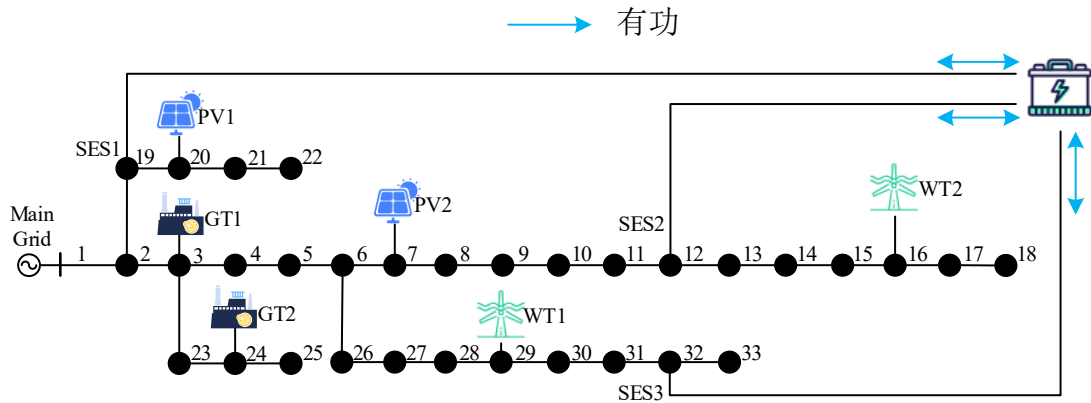


图 2-1 SES 有功共享策略图

在含 SES 的 ADN 结构下，为发挥 SES 有功优化的作用，进一步体现有功共享，提出了 SES 有功策略。即 SES 三个接入点的等效总功率不超过其最大功率，且其等效充放电量为三个接入点充电量之和，为保障 SES 的使用寿命，对其等效最大充电量进行了限制，同时 SES 的荷电状态(State of Charge, SOC)需要保持在一定范围内，模型如下所示：

$$P_{SES}^t = \sum_{i=1}^3 |P_{SES,i}^t| \leq P_{SES}^{\max} \quad (2-1)$$

$$D_{SES}^t = \sum_{i=1}^3 (P_{SES,i}^t \Delta t) \leq D_{SES}^{\max} \quad (2-2)$$

$$SOC_{t+1} = SOC_t + \frac{D_{SES}^t}{M_{SES}^{\max}} \quad (2-3)$$

$$SOC_{\min} \leq SOC_t \leq SOC_{\max} \quad (2-4)$$

式中： $P_{SES,i}^t, P_{SES}^t$ 和 $P_{SES}^{\max}$ 分别为 t 时刻 SES 第 i 个接入点的有功功率（大于 0 时表示充电，反之则为放电）， t 时刻 SES 等效有功功率和 SES 最大有功功率； $P_{SES,i}^t \Delta t$ ， $D_{SES}^t, D_{SES}^{\max}$ 和 $M_{SES}^{\max}$ 分别为 t 时刻 SES 第 i 个接入点的充放电电量（大于 0 时表示充电电量； Δt 为调度周期，取 1h）， t 时刻 SES 等效充放电电量，SES 最大充放电量和 SES 最大容量； $SOC_t, SOC_{\max}$ 和 $SOC_{\min}$ 分别为 t 时刻 SOC 值，SOC 最小值和 SOC 最大值。

与传统 ES 不同的是：SES 能够实现接入点间的能量共享，传统 ES 只能对其接入的节点发挥削峰填谷的作用，节点间的能量传递仍然只能通过支路进行。

2.2 ADN 有功优化调度模型

2.2.1 目标函数

有功优化调度模型以 ADN 支路总有功损耗最小为目标函数：

$$\min P_{loss} = \sum_{t \leq T} \sum_{ij \in \mathcal{N}} r_{ij}(t) l_{ij}(t) \quad (2-5)$$

式中： P_{loss} 为支路总有功损耗； r_{ij}, z_{ij}, l_{ij} 分别为 ij 支路电阻、电抗和支路电流幅值的平方。

2.2.2 约束条件

(1) 配电网约束

配电网约束如下所示：

$$p_j = \sum_{k:j \rightarrow k} P_{jk} - \sum_{i:i \rightarrow j} (P_{ij} - r_{ij} l_{ij}), \forall j \in \mathcal{N} \quad (2-6)$$

$$q_j = \sum_{k:j \rightarrow k} Q_{jk} - \sum_{i:i \rightarrow j} (Q_{ij} - z_{ij} l_{ij}), \forall j \in \mathcal{N} \quad (2-7)$$

$$v_j = v_i - 2(r_{ij} P_{ij} + z_{ij} Q_{ij}) + (r_{ij}^2 + z_{ij}^2) l_{ij}, \forall (i, j) \in \mathcal{E} \quad (2-8)$$

$$\left\| \begin{array}{c} 2P_{ij} \\ 2Q_{ij} \\ l_{ij} - v_i \end{array} \right\|_2 \leq l_{ij} + v_i, \forall i \in \mathcal{N}, \forall (i, j) \in \mathcal{E} \quad (2-9)$$

$$\underline{p}_i \leq p_i \leq \overline{p}_i, \forall i \in \mathcal{N} \quad (2-10)$$

$$\underline{q}_i \leq q_i \leq \overline{q}_i, \forall i \in \mathcal{N} \quad (2-11)$$

$$\underline{v}_i \leq v_i \leq \overline{v}_i, \forall i \in \mathcal{N} \quad (2-12)$$

$$0 \leq l_{ij} \leq \overline{l}_{ij}, \forall (i, j) \in \mathcal{E} \quad (2-13)$$

式中： P_{ij} 和 Q_{ij} 分别为支路 ij 有功和无功功率； p_i 和 q_i 分别为节点 i 有功和无功功率； v_{ij}, l_{ij} 和 v_i 分别为支路 ij 电压幅值的平方，电流幅值的平方和节点 i 电压幅值的平方； $\mathcal{N}$ 和 $\mathcal{E}$ 分别为节点集合和支路集合，其中 i, j 表示节点， (i, j) 表示支路； $\|\bullet\|_2$ 为 $\bullet$ 的二范数； $\underline{\bullet}, \overline{\bullet}$ 为变量 $\bullet$ 的下界和上界。

(2) DREs 约束

模型中 DREs 出力不超过其实际发电功率，且为非负数，其约束如下所示：

$$0 \leq P_*^t \leq R_*^t \quad * \in \{PV, WT\} \quad (2-14)$$

式中： P_*^t 和 R_*^t 分别为 t 时刻 DREs 出力和实际发电功率。

(3) 燃气轮机约束

燃气轮机(Gas Turbine, GT)的出力有着一定的限制, 且 GT 有着一定的爬坡速率。同一时刻 GT 的状态只能是“启动”、“关闭”、“爬坡”、“降坡”和“静置”中的一种。

$$0 \leq P_{GT}^t \leq M_{GT}^{\max} \quad (2-15)$$

$$-uM_{GT}^{\max} \leq \Delta P_{GT}^t = P_{GT}^t - P_{GT}^{t-1} \leq uM_{GT}^{\max} \quad (2-16)$$

$$T_{ON}^t + T_{OF}^t + T_{UP}^t + T_{DN}^t + T_{ST}^t = 1 \quad (2-17)$$

式中: P_{GT}^t , ΔP_{GT}^t 和 $M_{GT}^{\max}$ 分别为 t 时刻 GT 出力, t 时刻 GT 爬坡电量和 GT 最大容量; u 为 GT 爬坡系数; $T_{ON}^t, T_{OF}^t, T_{UP}^t, T_{DN}^t$ 和 T_{ST}^t 为 GT 的状态, 依次为“启动”、“关闭”、“爬坡”、“降坡”和“静置”。

2.3 求解方法

2.3.1 前推回代法

前推回代法^[48]是一种迭代型的数值计算方法, 广泛应用于电力系统潮流分析中, 特别是在处理辐射状或者弱环网结构的配电网潮流计算时表现出高效与准确的特点。在具体实现上, 前推回代法包括两个主要阶段:

S1.前推阶段: 该阶段按照从源端到荷端的方向进行操作。利用已知的发电机节点的电压水平和注入功率, 根据基尔霍夫电流定律和线路参数, 将功率沿着网络的分支向前推进, 并在此过程中暂时忽略节点电压的具体值。通过累积支路两端的注入功率, 得到各个节点的无约束功率平衡条件;

S2.回代阶段: 此阶段是从已知电压的节点(通常是最先被前推至的荷端节点或具有已知电压特性的参考节点)开始, 采用逆向迭代的方式, 依据基尔霍夫电压定律及节点电压方程来逐步求解每个节点的实际电压幅值和相位。在每一步迭代中, 都以前一轮迭代得到的电压估计值为基础, 更新节点电压直至整个网络内的所有节点电压达到预设的收敛精度要求。

2.3.2 均衡优化算法

均衡优化算法(equilibrium optimizer, EO)^[49]是一种基于自然现象和物理原理的启发式搜索算法，它模拟了自然界中系统达到平衡状态的过程，具有寻优能力强，收敛速度快的特点。该算法的核心是通过建立一个“均衡状态池”的概念来模拟系统内部各元素之间的相互作用与能量交换。在每个迭代过程中，算法维护一个种群，并依据某种规则更新个体的位置，以寻找全局最优解。具体步骤如下：

S1.初始化种群：随机生成初始种群，每个个体代表问题的一个潜在解；

S2.评估适应度：计算所有个体的适应度值，即它们对应的函数目标值；

S3.构建均衡状态池：选择并合并当前最优秀的若干个个体位置信息，形成一种混合优势位置向量，作为新的搜索空间中的参考点或吸引子；

S4.动态调整策略：根据当前迭代阶段和预先设定的参数，动态地调整搜索范围和方向，确保算法能够同时进行全局探索和局部开发；

S5.浓度更新：根据均衡池的信息，更新每个个体的位置，使得种群朝着更好的解前进；

S6.迭代更新：重复以上步骤直到达到预设的最大迭代次数。

2.3.3 融合前推回代法的改进均衡优化算法

本章建立的模型为二阶锥规划模型，由于二阶锥规划模型有着非线性和凸优化的特性，使用传统的算法难以求得最优解，因此本文采用融合前推回代法的改进均衡优化算法来进行求解。其中均衡优化算法用于更新 DGs 的出力，前推回代法用于潮流分析，其求解流程如下所示：

S1.种群初始化，初始化种群个数，迭代次数，由于 DGs 的出力会影响整个系统的潮流分布，故首先需要对其出力进行初始化，各 DGs 进行数据初始化后形成种群。

$$P_{*,0}^t = P_{*,\min}^t + r_t(P_{*,\max}^t - P_{*,\min}^t), * \in \{PV, WT, GT, SES\} \quad (2-18)$$

$$\mathbf{X}^0 = [P_{PV1}^0, P_{PV2}^0, P_{WT1}^0, P_{WT2}^0, P_{GT1}^0, P_{GT2}^0, P_{SES1}^0, P_{SES2}^0, P_{SES3}^0] \quad (2-19)$$

式中： t 为调度周期（取一天 24h）； $P_{*,0}^t$ 、 $P_{*,\max}^t$ 和 $P_{*,\min}^t$ 分别为初始化个体中各 DGs 在 t 时刻的出力情况，最大出力限制和最小出力限制； $\mathbf{P}^0$ 和 $\mathbf{X}^0$ 分别为初始各 DGs

的出力矩阵和个体的出力矩阵。

S2.前推求解功率分布，不计电压损耗，只计算功率损耗，推算出支路首端功率和支路网损情况。

$$\begin{cases} \Delta P_{ki}^{n+1} = r_{ki} \times [(\sum_{j \in C_i} P_{ij}^{(n+1)} + P_i)^2 + (\sum_{j \in C_i} Q_{ij}^{(n+1)} + Q_i)^2 / v_i^{(n)}] \\ \Delta Q_{ki}^{n+1} = z_{ki} \times [(\sum_{j \in C_i} P_{ij}^{(n+1)} + P_i)^2 + (\sum_{j \in C_i} Q_{ij}^{(n+1)} + Q_i)^2 / v_i^{(n)}] \end{cases} \quad (2-20)$$

$$\begin{cases} P_{ki}^{n+1} = P_i + \sum_{j \in C_i} P_{ij}^{(n+1)} + \Delta P_{ki}^{(n+1)} \\ Q_{ki}^{n+1} = Q_i + \sum_{j \in C_i} Q_{ij}^{(n+1)} + \Delta Q_{ki}^{(n+1)} \end{cases} \quad (2-21)$$

式中： n 为迭代次数； r_{ki} 和 z_{ki} 分别为支路 ki 的电阻和电抗， ΔP_{ki}^{n+1} 和 ΔQ_{ki}^{n+1} 分别为支路 ki 的有功和无功损耗； $P_{ij}^{(n+1)}$ 和 $Q_{ij}^{(n+1)}$ 分别为流经支路 ij 的有功功率和无功功率， P_i 和 Q_i 分别为节点 i 的有功负荷和无功负荷。

S3.回代求解电压，由始端电压、功率向末端推算电压降落，在不再另算功率损耗的情况下，计算各节点电压，节点 i 的电压的回代计算公式为：

$$I_{ki}^{(n+1)} = \frac{P_{ki}^{(n+1)} - jQ_{ki}^{(n+1)}}{V_k^{(n+1)*}} \quad (2-22)$$

$$V_i^{(n+1)} = V_k^{(n+1)} - I_{ki}^{(n+1)} \times (r_{ki} + jz_{ki}) \quad (2-23)$$

式中： I_{ki} 为支路 ki 的电流； V_k^* 为节点 k 复电压的共轭； V_i 为节点 i 的电压。

S4.通过将回代求解出的电压带入到 S2 中求解出新一轮首端功率，并与上一轮求出的首端功率残差，并与设定的误差值进行对比，重复循环 S2-S4，直到小于设置的误差。

S5.通过罚函数法将约束引入到目标函数中，并将求出的支路网损求和，得到种群的适应度。

S6.均衡状态池，为提高算法的全局搜索能力，避免陷入局部最优解，从种群中挑选四个最优适应度的个体，并计算出其平均值个体，构成均衡状态池。

$$X_{pool}^n = [X_{eq,1}^n, L, X_{eq,4}^n, X_{eq,avg}^n] \quad (2-24)$$

$$X_{eq,avg}^n = (\sum_{i=1}^4 X_{eq,i}^n) / 4 \quad (2-25)$$

式中： $\mathbf{X}_{eq,1-4}^n$ 为截止到第 n 次迭代找到的最优适应度的四个个体。 $\mathbf{X}_{pool}^n$ 为第 n 次迭代的平衡状态池。

S7.浓度更新，在均衡状态池中随机选择个体进行浓度更新，受鲸鱼优化算法中螺旋式搜索猎物方式的启发，在浓度更新阶段，一定概率下的部分个体采用动态螺旋搜索策略优化个体的位置更新过程，使得候选粒子引导种群进行大范围的快速探索^[50]；同时，为了保证种群中个体的多样性，开发更多的位置更新路径，一定概率下的部分个体采用莱维飞行的方式进行更新^[51]；剩下的个体则采用传统的更新策略。

$$\mathbf{X}_i^{iter+1} = \mathbf{X}_{eq}^{iter} + \Delta \mathbf{X}_i^{iter} \circ \mathbf{F}_i^{iter} + \frac{\mathbf{G}}{\lambda_i V} \circ (1 - \mathbf{F}_i^{iter}) \quad (2-26)$$

$$\Delta \mathbf{X}_i^{iter} = \begin{cases} \xi \exp(\mathbf{R}_{i,1}^{iter}) \circ \cos(2\pi \mathbf{R}_{i,2}^{iter}) \circ (\mathbf{X}_{eq}^{iter} - \mathbf{X}_i^{iter}) & r_1 < GP \\ \alpha \text{sign}(\mathbf{R}_{i,3}^{iter} - 0.5) \circ \mathbf{L}_i^{iter} \circ (\mathbf{X}_{eq}^{iter} - \mathbf{X}_i^{iter}) & GP \leq r_1 < 2GP \\ \mathbf{X}_{eq}^{iter} - \mathbf{X}_i^{iter} & r_1 \geq 2GP \end{cases} \quad (2-27)$$

式中： $\mathbf{X}_i^{iter}$ 、 $\mathbf{X}_{eq}^{iter}$ 和 $\Delta \mathbf{X}_i^{iter}$ 分别为第 $iter$ 次迭代中第 i 个 DG 个体的出力矩阵、平衡状态池随机取出的个体和粒子间的浓度差； $\mathbf{F}_i^{iter}$ 为柯西指数项系数矩阵； λ_i 为第 i 个 DG 个体更新参数 $(0, 1]$ 间的随机矩阵； V 为单位体积； $\mathbf{G}$ 为生成率； $\mathbf{R}_i^{iter}$ 为 $(0, 1)$ 间的随机矩阵； $\mathbf{L}_i^{iter}$ 为服从莱维分布的随机数矩阵； ξ 和 α 分别为自适应参数和自适应飞行距离； r_1 为 $(0, 1]$ 间的随机数。

借鉴柯西分布函数在原点处峰值较小两端分布较长的思想^[52]，为了使算法能以更短时间探索更多未知区域的优质个体，使得个体搜索变得更加多样化，构造柯西指数项系数矩阵 $\mathbf{F}_i^{iter}$ ，表达式如下。

$$\mathbf{F}_i^{iter} = a_1 \text{sign}[\mathbf{R}_{i,4}^{iter} - \text{cauchy}(0,1)] \circ [\exp(-\lambda_i \beta) - 1] \quad (2-28)$$

$$\beta = (1 - iter / M_{iter})^{(a_2 \times iter / M_{iter})} \quad (2-29)$$

式中： a_1, a_2 为常数，用来加速探索或开发； $a_1 \text{sign}[\mathbf{R}_{i,4}^{iter} - \text{cauchy}(0,1)]$ 为符号函数项，用于控制探索或开发的方向； β 为一个随着 $iter$ 增加而减小非线性因子； M_{iter} 为最大迭代次数。

在原有螺旋搜索机制中，由于每次搜索均采用固定不变的螺旋路径逼近目标，

易使算法陷入局部最优,从而在一定程度上削弱了算法的全局搜索和探寻最优解的能力^[53]。鉴于此,提出随迭代次数自适应变化的参数 ξ 控制策略,动态调整螺旋形状与路径,增强算法在未知解空间中的探索广度和灵活性,从而提高算法的寻优能力。

$$\xi = 0.5 \exp[\log(\frac{0.025iter}{M_{iter}})] \quad (2-30)$$

在莱维飞行的过程中,固定的飞行距离参数可能导致无法有效地区分前期全局搜索阶段与后期局部开发阶段^[54]。为此,提出了采用动态飞行距离 α 机制来替代传统固定飞行距离参数 f 的设定,在算法迭代初期至中期的全局搜索阶段, α 设置为较大值,旨在促进算法在更广阔的解空间中进行全局探索^[55],以期发现潜在的高质量解。随迭代次数的增加, α 非线性递减,此时算法的局部开发性能得以逐渐强化。这一策略使得算法能在接近最优解的区域进行更为精细的搜索,从而有效地在全局搜索能力和局部开发能力之间达成一种平衡。算法的开发性能逐步增强并尽可能在最优个体周围精细搜索,以平衡算法全局搜索和局部开发能力,进一步提高算法的寻优能力。

$$\alpha = f \times \text{logsig}(\frac{0.5M_{iter} - iter}{k}) \quad (2-31)$$

式中: f 为飞行距离, k 用于调整 α 的递减速率。

$$G = GCP \circ (X_{eq} - \lambda_i \circ X_i^{iter}) \circ F_i^{iter} \quad (2-32)$$

$$GCP = \begin{cases} 0.5R_{i,5}^{iter} & r_2 > 0.5 \\ 0 & otherwise \end{cases} \quad (2-31)$$

式中: GCP ——控制粒子是否使用 G 更新状态。

求解流程图如图 2-2 所示。

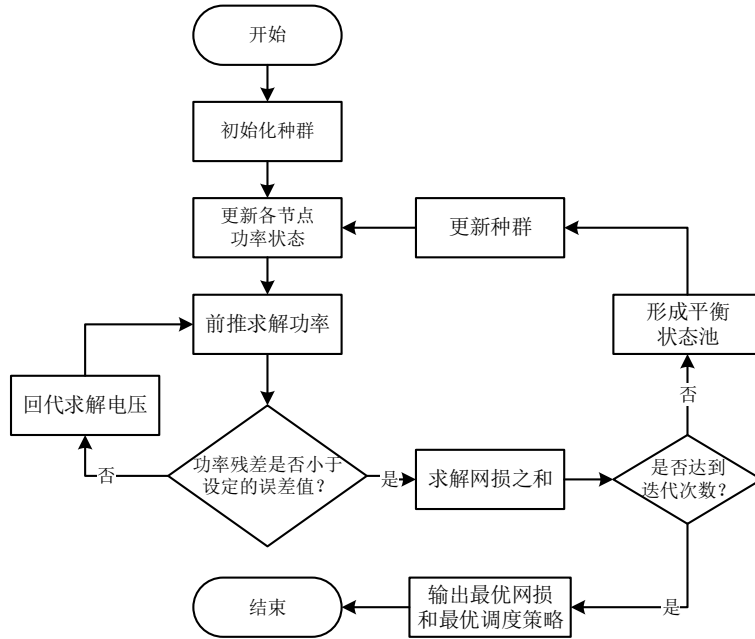


图 2-2 求解流程图

2.4 算例分析

2.4.1 场景设定

为验证所提模型的有效性，本文采用 IEEE 33 节点配电系统进行仿真测试，该系统电压等级为 12.66kV，总负荷 66096.58kW，各节点接入设备的参数如表 2-1 所示。

表 2-1 设备参数表

设备名称	节点	装机容量/kW	设备参数
PV1	20	300	/
PV2	7	1050	
WT1	29	250	
WT2	16	800	爬坡：10%
GT1	3	800	
GT2	24	700	爬坡：10%
SES1	19	1000	装机有功：80kW
SES2	12		装机无功：160kVar
SES3	32		初始 SOC：40%

图 2-3 为光伏风机典型场景下出力曲线，图 2-4 为各节点功率需求曲线。

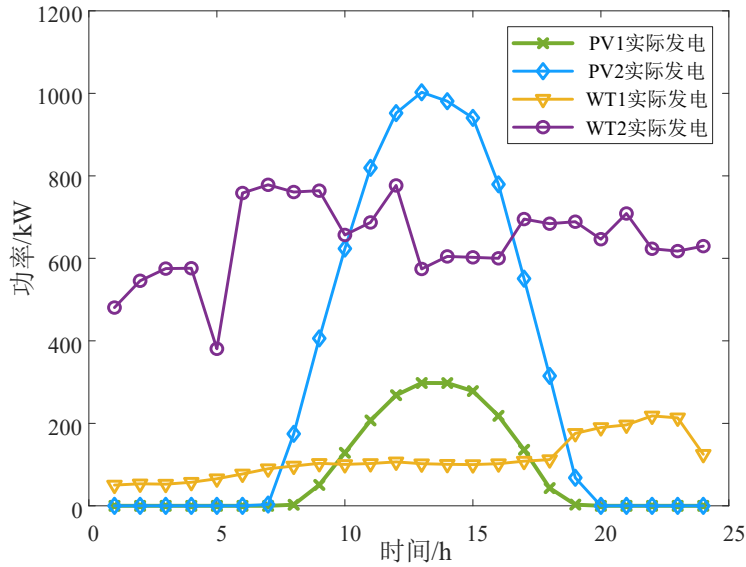


图 2-3 光伏风机典型场景下出力曲线

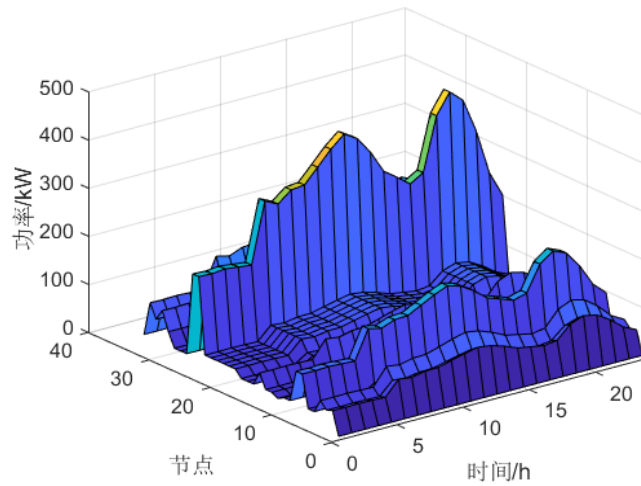


图 2-4 各节点有功需求曲线

2.4.2 结果分析

为验证所提算法(IEO)的有效性，选取了四种现有研究方法进行对比分析：如粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)^[56]，乌鸦搜索算法(Crow Search Algorithm, CSA)^[57]，均衡优化算法(Equilibrium Optimizer, EO)^[58]和灰狼优化算法(Grey Wolf Optimizer, GWO)^[59]。各算法的适应度曲线如图 2-5 所示。

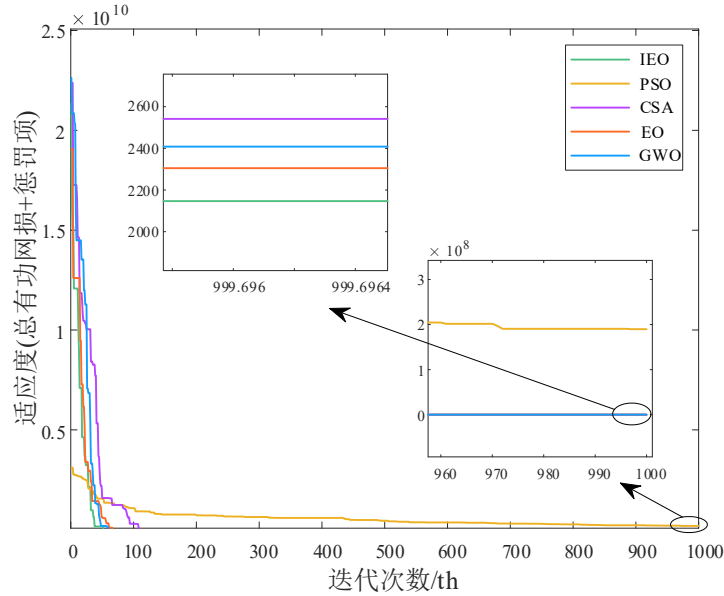


图 2-5 各算法下的适应度曲线

从图 2-5 可以看出 EO 相较于 PSO、CSA 和 GWO 有着较好的求解特性，而本章所提的 IEO 相较 EO，有着更优的适应度，可见所提改进算法的有效性。

实验过程中，在保证共享储能总容量，总功率和 SOC 不变的情况下，将共享储能替换为三个传统储能进行验证：分别将 12，19 和 32 节点替换为 300 kW，300 kW 和 400 kW 传统储能；为了验证改进均衡优化算法的有效性，设置以下四个场景进行分析：传统算法用于传统储能场景（场景 1）、传统算法用于共享储能场景（场景 2）、改进算法用于传统储能场景（场景 3）、改进算法用于共享储能场景（场景 4）。四种场景下的适应度和总有功网损情况分别如图 2-6 和图 2-7 所示。

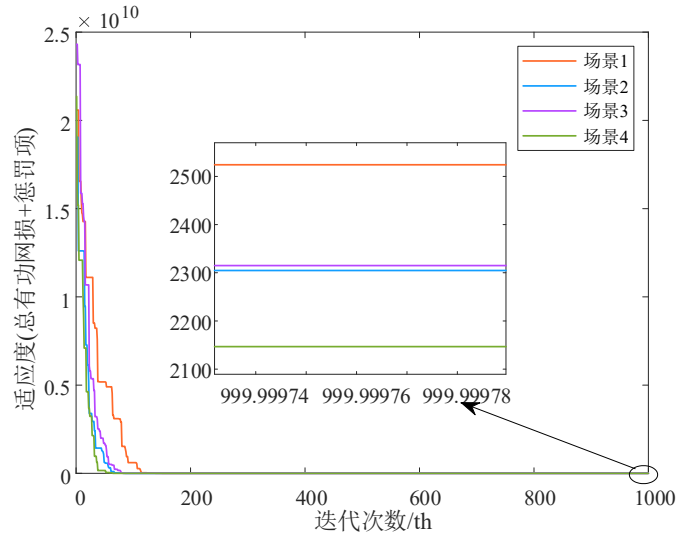


图 2-6 各场景下的适应度曲线

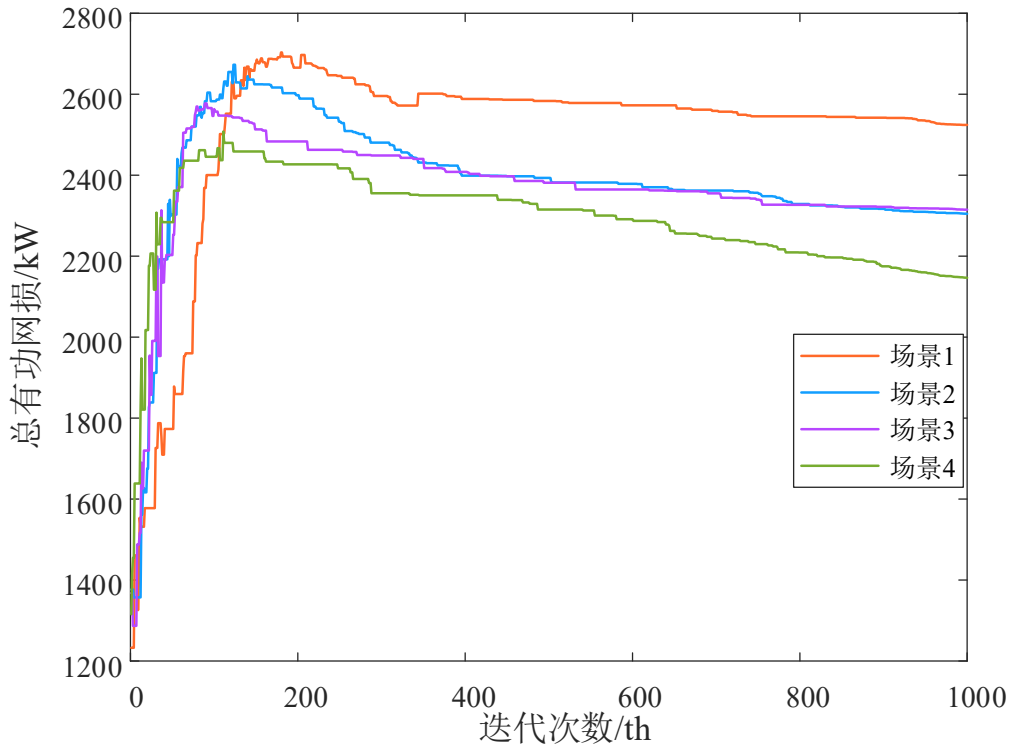


图 2-7 各场景下的总有功网损曲线

将图 2-6 和图 2-7 进行对比分析, 可以得出 SES 有功共享策略的有效性: 在场景 2 下, 系统最优总有功网损为 2304.81kW, 相较场景 1 的 2524.26kW 降低了 219.45kW, 降 8.69%; 在场景 4 下, 系统最优总有功网损为 2146.76kW, 相较场景 3 的 2315.01kW 降低了 7.27%。场景 3 相较场景 1, 系统最优总有功网损降低了 209.26kW, 降低 8.29%; 场景 4 相较场景 2 降低了 158.05kW, 降低 6.86%。算法改进后, 传统储能场景和 SES 场景的总有功网损均有着一定的优化, 实验结果验证了改进均衡优化算法的有效性。

为了更清晰地体现 SES 有功优化的能力, 本文把传统储能场景下各支路 24 小时网损与 SES 场景进行残差处理, 其中网损差大于 0 即为 SES 优于传统储能的有功网损, 为了更直观的绘制各支路的网损差情况, 无分支的支路选取支路首节点编号作为该支路名称, 有分支的支路选取分支连接的末节点编号减 1 作为该支路名称, 如支路(2,19), (3,23)和(6,26)即可分别记为 18, 22 和 25 支路, 其中算法改进前后的各支路 24h 网损差分别如图 2-8 和图 2-9 所示, 各支路总网损差如图 2-10 所示。

从图 2-8 至图 2-10 可以分析出, 相较传统储能, SES 大幅度降低了 1-5 支路的网损, 且在各个节点上都有着不同程度的优化。因为在 SES 的参与下, 后续节

点的功率可由 SES 来提供，有效地降低了靠前节点的支路电流，最终降低了系统网损。

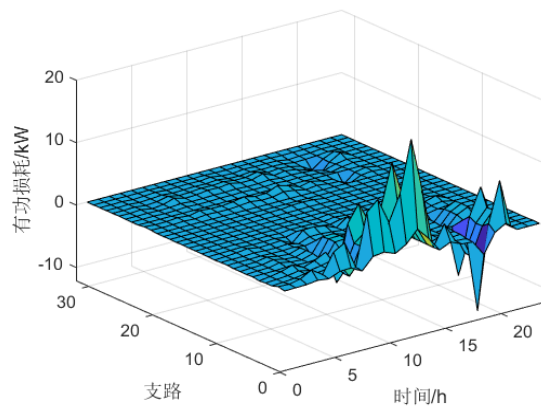


图 2-8 算法改进前各支路 24h 网损差

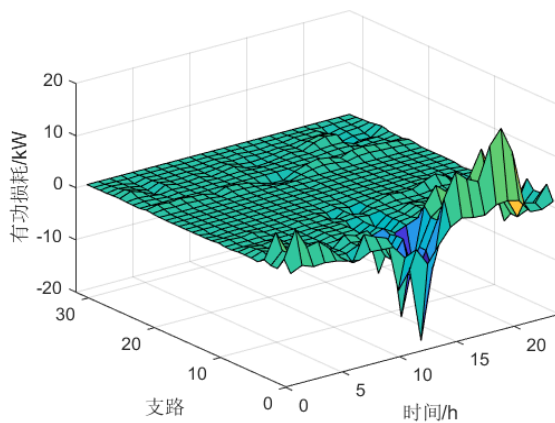


图 2-9 算法改进后各支路 24h 网损差

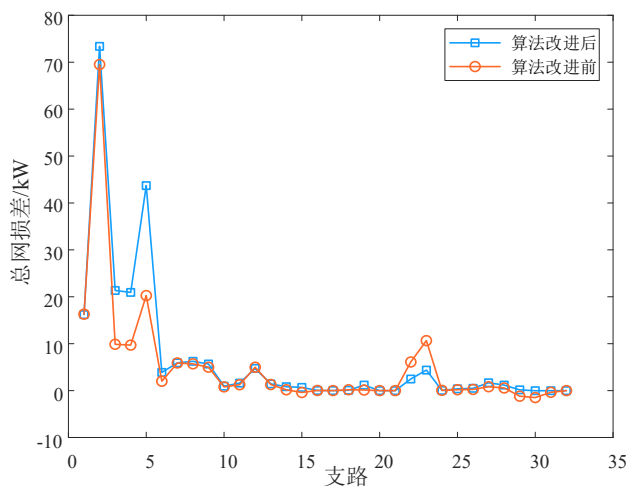


图 2-10 算法改进前后各支路总网损差

为研究 SES 参与下的电压水平情况，选取了场景 3 和场景 4 的 24h 各节点

电压进行对比, 分别如图 2-11 和图 2-12 所示, 同时选取了在 2h 和 20h 的各节点电压进行对比, 分别如图 2-13 和图 2-14 所示。

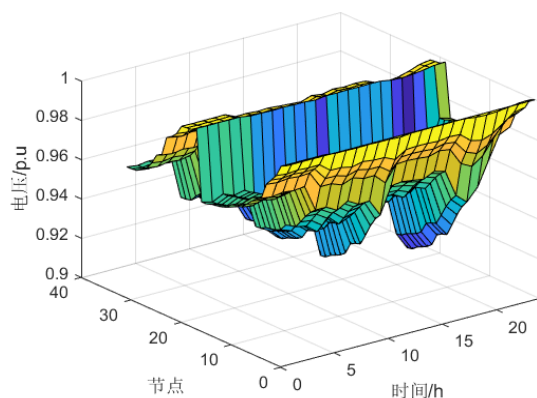


图 2-11 场景 3 下各节点 24h 电压水平

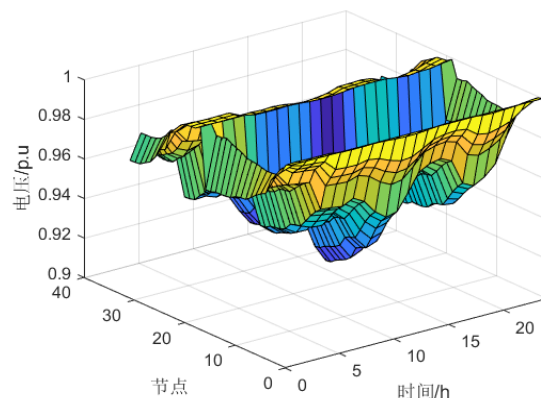


图 2-12 场景 4 下各节点 24h 电压水平

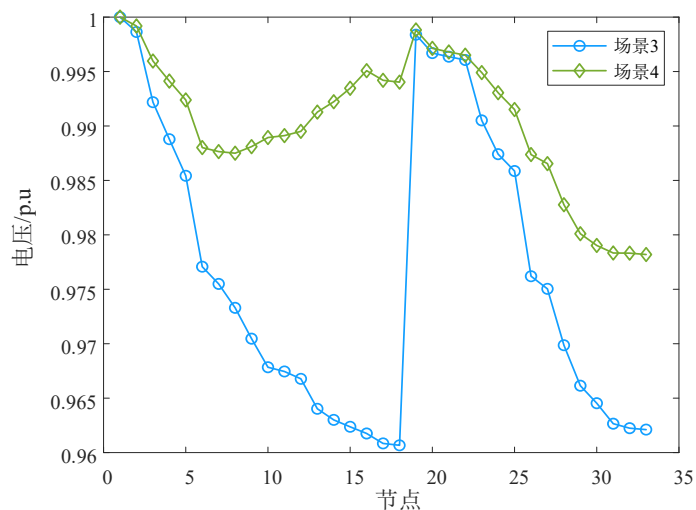


图 2-13 2h 各节点电压

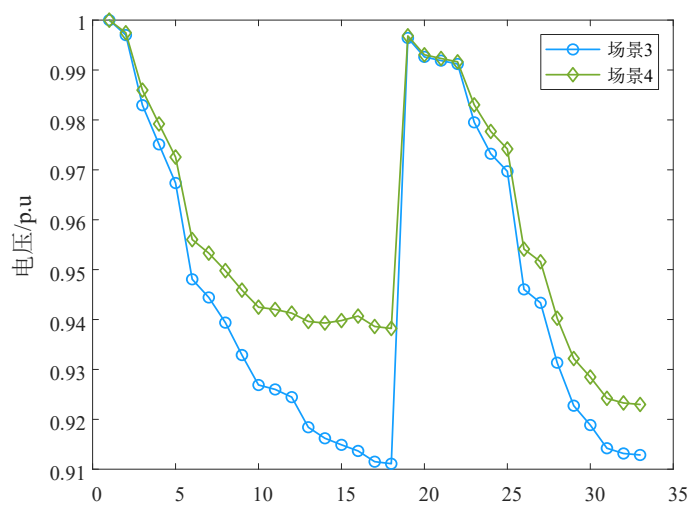


图 2-14 20h 各节点电压

从图 2-11 和图 2-12 可以看出，在 SES 的优化下，各节点的电压波动变得更为平缓；将分布不均匀的电压进行优化，使各节点电压质量得到改善。在 2h，33 个节点电压由 0.962p.u-1.0p.u 提升到 0.978p.u-1.0p.u；在 20h，33 个节点电压由 0.911p.u-1.0p.u 提升到 0.923p.u-1.0p.u，分析对比可得基于 SES 的有功共享策略不仅可以优化有功网损，还能在改善电压水平的同时提高电能质量。

为研究 SES 参与下的 DREs 消纳水平，选取了场景 3 和场景 4 进行对比分析，DREs 消纳情况分别如图 2-15 至图 2-18 所示，DREs 消纳数据如表 2-2 所示。

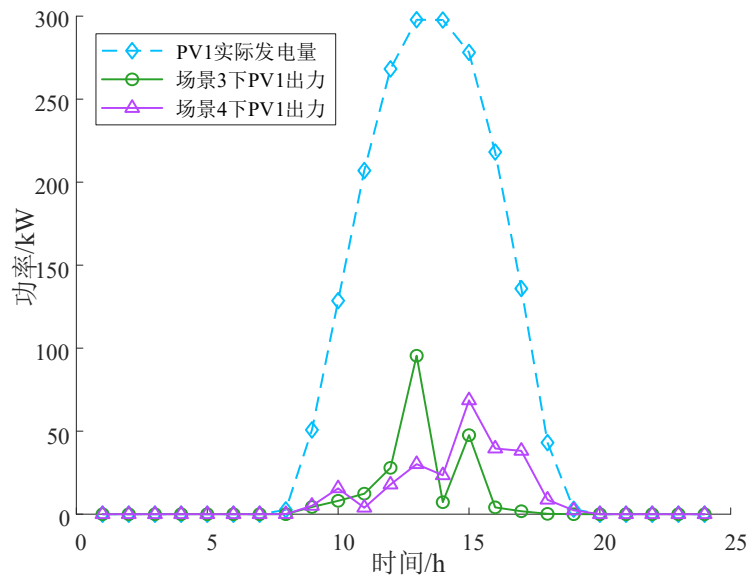


图 2-15 PV1 消纳情况

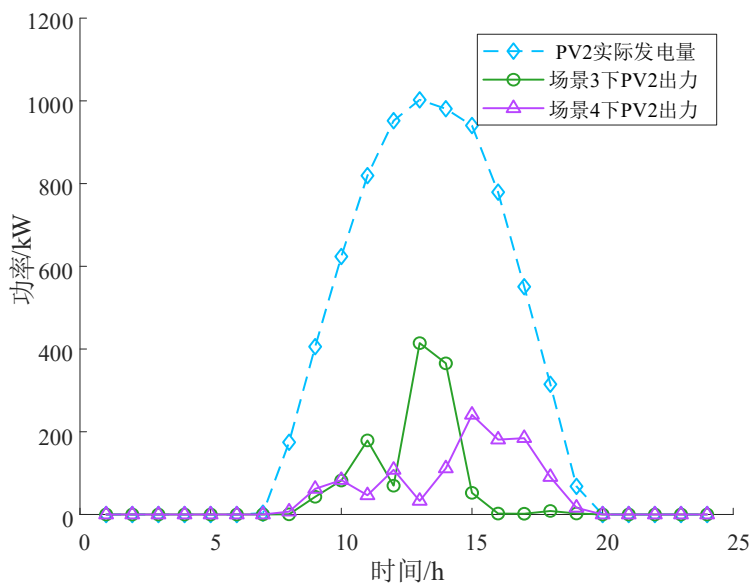


图 2-16 PV2 消纳情况

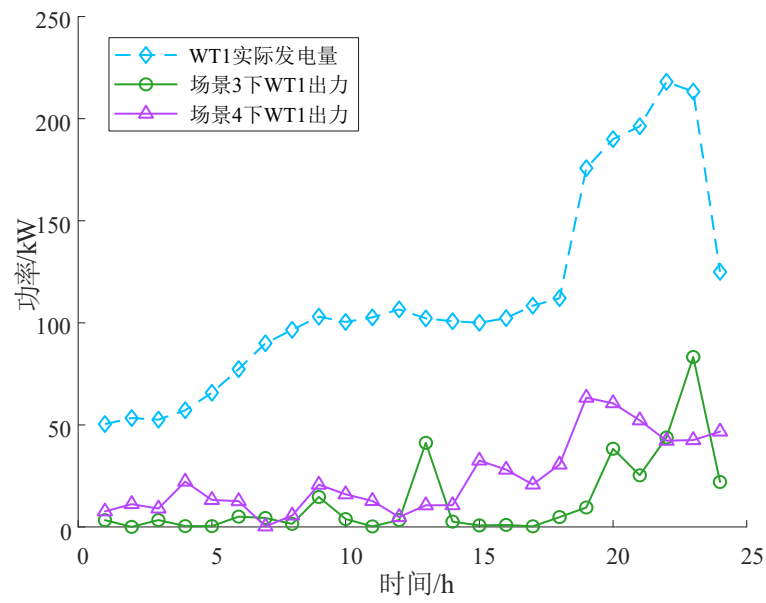


图 2-17 WT1 消纳情况

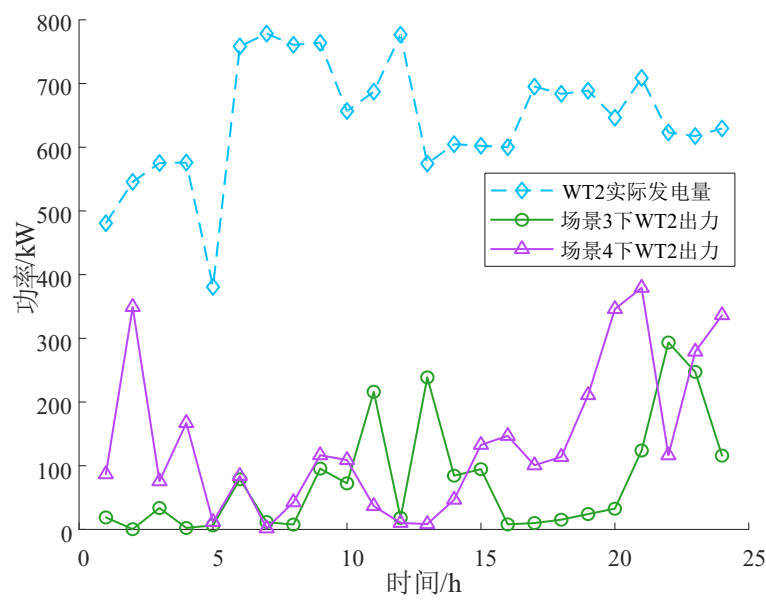


图 2-18 WT2 消纳情况

表 2-2 DREs 消纳数据

设备名称	场景 3		场景 4	
	出力/kW	消纳比例/%	出力/kW	消纳比例/%
PV1	954.08	49.40	708.74	36.70
PV2	3232.34	42.44	2345.23	30.79
WT1	957.66	35.47	1463.33	54.20
WT2	5009.28	32.50	6355.12	41.22

从图 2-15 至图 2-18 和表 2 可以看出, 场景 4 下 PV1 出力为 708.74kW, 消纳比例为 36.70%, 较场景 3 下的 954.08kW 降低了 245.34kW, 降低 25.71%; PV2 出力为 2345.23kW, 消纳比例为 30.79%, 较场景 3 下的 3232.34kW 降低了 887.11kW, 降低 27.44%。场景 4 下 WT1 出力为 1463.33kW, 消纳比例为 54.2%, 较场景 3 下的 957.66kW 提升了 505.67kW, 提升 52.8%; WT2 出力为 6355.12kW, 消纳比例为 41.22%, 较场景 3 下的 5009.28kW 提升了 1345.84kW, 提升 26.87%。因为 PV 分别接在 7 和 20 节点, 属于靠前节点; WT 分别接在 16 和 29 节点, 属于接近 SES 输出的靠后节点。在 SES 的参与下, 大部分功率由 SES1 节点运输到 SES2 和 SES3 节点 (共计 592.18kW), 导致 SES1 节点的注入功率变小, 而 SES2 和 SES3 节点的注入功率变大。在配电网中为了达到降低网损的目的, 会降低节点间的功率差, 从而导致了靠近 SES1 节点的 PV 出力减少, 而靠近 SES2 和 SES3 节点的 WT 出力增加。从总体上来看, 场景 4 下 DRE 总出力为 10872.41kW, 较场景 3 下的 10153.35kW 提升了 719.06kW, 提升 7.08%, 可见在 SES 的参与下, 还能进一步提升 DREs 的消纳比例。

场景 4 下的 SES 出力如图 2-19 所示。在 8h, SES 三个接入点均进行充电操作; 在 15h, SES 三个接入点均进行放电操作, 进一步验证了基于 SES 的有功共享策略的有效性, 能满足不同接入点对共享储能的不同充、放电需求。

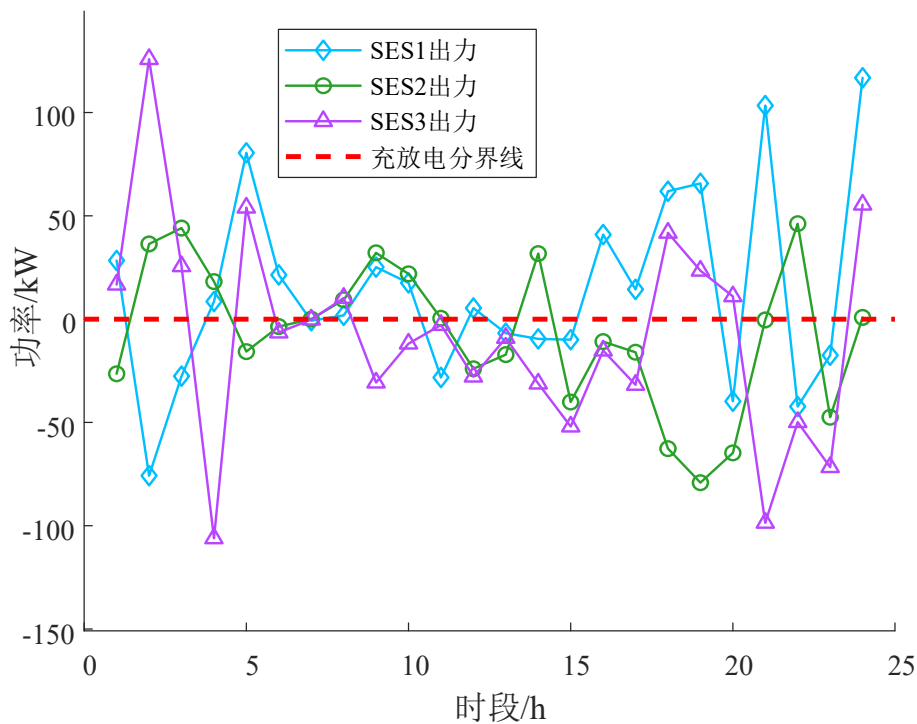


图 2-19 SES 出力情况

2.5 本章小结

为实现 ADN 的有功优化，本章提出了 SES 在节点间的有功能量共享模型，并建立了含“风-光-气-储”的 ADN 有功优化调度模型，模型以 ADN 的总有功损耗最小为目标函数，采用融合前推回代法的改进均衡优化算法进行求解，并设置四个场景进行对比分析，得出如下结论：

(1) SES 在一定程度上能优化 ADN 的潮流：通过为后端节点提供有功功率来有效地降低了前端节点的支路电流，降低支路两端节点的功率偏差，最终达到了降低网损的效果。此外在 SES 的参与下不仅能改善电压水平，提高电能质量，还提高了 DREs 的消纳比例，促进了 DREs 的利用率、解决新能源消纳问题、提高了电力系统的韧性和适应性。

(2) 改进的均衡优化算法较传统算法有着更优的求解精度，采用融合前推回代法的改进均衡优化算法作为 ADN 的潮流计算方法，为 ADN 潮流分析提供了新的思路。

但本文还存在着一些不足之处，虽然提高了 DREs 的消纳比例，但消纳水平总体上还较低，主要原因是在本文中未使用电价来对各种类型的能源出力进行约束，在添加电价后，还需对 ADN 运行成本进行建模分析，此时需要将单目标问题转换为多目标优化问题，通过修改求解算法来进行求解，但由于本章篇幅有限，故选择将此问题放在后续的研究中。

第 3 章 基于共享储能的主动配电网无功优化研究

在第 2 章中研究的基础上，继续提出基于 SES 的 ADN 无功共享优化策略，为验证所提策略的有效性，建立了含“风-光-气-储”的 ADN 无功优化调度模型。模型以 ADN 电压偏差最小为目标函数，采用融合前推回代法的闪电连接过程算法进行求解分析，实验与传统储能场景进行对比，分析不同场景下的电压偏差、各支路有功网损、DREs 消纳情况和 SES 出力情况，验证所提机制的有效性。

3.1 基于 SES 的 ADN 无功共享优化策略

Adefarati T 等学者分析了分布式能源进行无功优化的可行性，将可提供无功功率的分布式能源集成到 ADN 中，通过动态调节和优化无功潮流分布，实现对电压水平的有效管理。在第 2 章对 SES 有功共享优化策略的有效性验证的基础上，继续提出基于 SES 的 ADN 无功共享优化策略。无功共享优化策略与有功共享区别在于，理论上的无功功率并不涉及实际的化学能存储或消耗，因此储能无论在吸收或释放无功是都不会直接影响 SOC，但在实际场景下其逆变器在进行无功交换过程中会有一定的损失，该部分损失可以看成储能的有功损耗，从而降低 SOC。因此为了无功共享调度的可持续进行，现选取 SES 中的一个接入点用于吸收有功功率，供 SES 进行无功共享调度。其结构图如图 3-1 所示，其中选取了 SES1 作为有功吸收点，当其进行有功吸收时，该接入点无法进行无功优化操作。结构如图 3-1 所示。

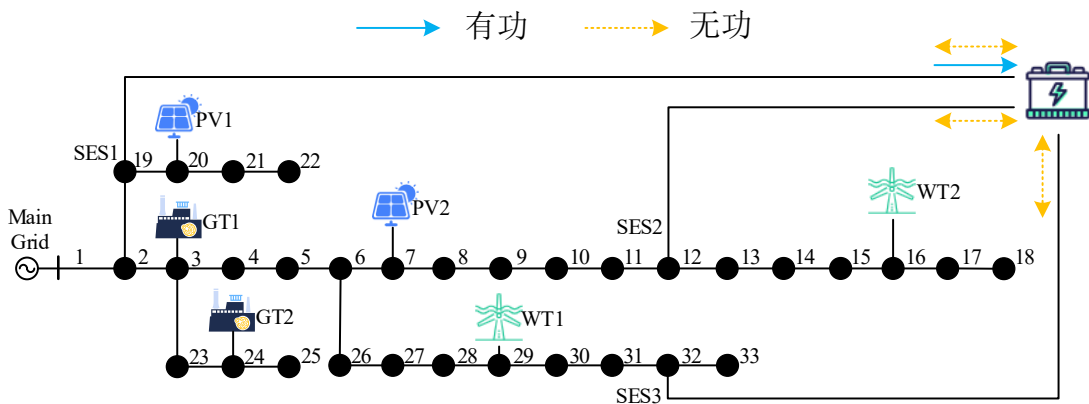


图 3-1 SES 无功优化结构图

在含 SES 的 ADN 结构下，为发挥 SES 无功优化的作用，进一步体现无功

共享，参考有功功率动态分配策略提出了 SES 无功功率动态分配策略，即 SES 三个接入点的等效总无功功率不超过其最大无功功率。由于 SES 存在一个接入点吸收有功，为保障 SES 的使用寿命，对其功率和最大充电量进行了限制，同时 SES 的 SOC 需要保持在一定范围内。

$$Q_{SES}^t = \sum_{i=1}^3 |Q_{SES,i}^t| \leq Q_{SES}^{\max} \quad (3-1)$$

$$P_{q,i}^t = \begin{cases} \lambda_{dis} Q_{SES,i}^t & Q_{SES,i}^t > 0 \\ \lambda_{cha} |Q_{SES,i}^t| & Q_{SES,i}^t < 0 \end{cases} \quad (3-2)$$

$$SOC_{t+1} = SOC_t + \frac{(P_p^t - \sum_{i=1}^3 D_{q,i}^t) \Delta t}{M_{SES}^{\max}} \quad (3-3)$$

$$SOC_{\min} \leq SOC_t \leq SOC_{\max} \quad (3-4)$$

式中： $Q_{SES,i}^t$ ， Q_{SES}^t 和 $Q_{SES}^{\max}$ 分别为 t 时刻第 i 个接入点的无功功率， t 时刻 SES 等效无功功率和 SES 最大无功功率，其中 $Q_{SES,i}^t > 0$ 时表示第 i 个接入点释放无功，反之吸收； λ_{dis} 和 λ_{cha} 分别为释放和吸收无功时对应的有功折损系数； $P_{q,i}^t$ 为 t 时刻 SES 第 i 个接入点无功优化时损耗的有功功率， Δt 为一个调度周期，取 1h； P_p^t 为 t 时刻 SES 的充电功率（即 SES1 接入点的有功功率），其中当 $P_p^t > 0$ 时， $Q_{SES,1}^t = 0$ ； $M_{SES}^{\max}$ 为 SES 最大容量； SOC_t ， $SOC_{\min}$ 和 $SOC_{\max}$ 分别为 t 时刻 SOC 值，SOC 最小限制和 SOC 最大限制。

3.2 ADN 无功优化模型

3.2.1 目标函数

无功优化模型以 ADN 电压偏差最小为目标函数：

$$\min U_{drop} = \sum_{t \leq T} \sum_{i \in \mathcal{E}} \left| \frac{U_i - U_i^{\lim}}{U_i^{\max} - U_i^{\min}} \right| \quad (3-5)$$

式中： U_{drop} 为一天 24h 的 ADN 总电压偏差； $U_i, U_i^{\lim}, U_i^{\max}$ 和 $U_i^{\min}$ 分别为节点 i 的电压值，越限值，最大值和最小值。

3.2.2 约束条件

约束条件详见本文 2.2.2 小节。

3.3 求解方法

3.3.1 闪电连接过程算法

闪电连接过程算法(Lightning Attachment Process Optimization, LAPO)^[60]是一种基于自然现象模拟的智能优化算法。该算法受到自然界中闪电上迎先导与下行先导连接过程的启发,通过模拟这一快速且高效的物理现象来求解复杂的优化问题,具有较快的收敛速度和较高的精度。以下是该算法的基本原理和步骤:

S1.初始化种群:通过随机的方式在定义域内产生一个初始种群,种群中的每个个体可以看作是云层和地面之间的候选点,代表优化问题中的一个候选解;

S2.确定闪电的下一跳:模拟闪电路径的发展,闪电在传播过程中需要历经多个点来进行移动,这就意味着对于某个点来说,所有除它自己之外的候选点都可能是下一个移动点;

S3.闪电分支消失:对于表现不佳的闪电分支(即较差解)会让其逐渐消退或被淘汰,该阶段又被称为下行先导;

S4.上迎先导:对搜索空间的全局探索;

S5.连接点的确定:当上迎先导和下行先导相遇时(即局部搜索与全局搜索相结合找到的潜在最优解相交汇),形成连接点,代表当前最优解或者较优解集;

S6.迭代更新:重复以上步骤直到达到预设的最大迭代次数,试图收敛到全局最优解。

3.3.1 融合前推回代法的闪电连接过程算法

本章采用融合前推回代法的闪电连接过程算法来进行模型求解,其中闪电连接过程算法用于更新 DGs 的有功和无功功率,前推回代法用于潮流分析,其求解流程如下所示:

S1.种群初始化,初始化种群个数,迭代次数,由于 DGs 的出力会影响整个系统的潮流分布,故首先需要对其有功无功进行初始化,各 DGs 进行数据初始

化后形成种群。

$$P_{*,0}^t = P_{*,\min}^t + r_t(P_{*,\max}^t - P_{*,\min}^t), * \in \{PV, WT, GT, SES1\} \quad (3-6)$$

$$Q_{*,0}^t = Q_{*,\min}^t + r_t(Q_{*,\max}^t - Q_{*,\min}^t), * \in \{SES1, SES2, SES3\} \quad (3-7)$$

$$X^0 = [P_{PV1}^0, P_{PV2}^0, P_{WT1}^0, P_{WT2}^0, P_{GT1}^0, P_{GT2}^0, P_{SES1}^0, Q_{SES1}^0, Q_{SES2}^0, Q_{SES3}^0] \quad (3-8)$$

式中： $P_{*,0}^t$, $P_{*,\min}^t$ 和 $P_{*,\max}^t$ 分别为初始化个体中各 DGs 在 t 时刻的有功功率，有功功率下限和上限； $Q_{*,0}^t$, $Q_{*,\min}^t$ 和 $Q_{*,\max}^t$ 则分别为 t 时刻无功功率，无功功率下限和上限； P_*^0 和 X^0 分别为初始各 DGs 的出力矩阵和个体的出力矩阵。

S2.前推求解功率分布，不计电压损耗，只计算功率损耗，推算出支路首端功率和支路网损情况。

$$\begin{cases} \Delta P_{ki}^{n+1} = r_{ki} \times [(\sum_{j \in C_i} P_{ij}^{(n+1)} + P_i)^2 + (\sum_{j \in C_i} Q_{ij}^{(n+1)} + Q_i)^2 / v_i^{(n)}] \\ \Delta Q_{ki}^{n+1} = z_{ki} \times [(\sum_{j \in C_i} P_{ij}^{(n+1)} + P_i)^2 + (\sum_{j \in C_i} Q_{ij}^{(n+1)} + Q_i)^2 / v_i^{(n)}] \end{cases} \quad (3-9)$$

$$\begin{cases} P_{ki}^{n+1} = P_i + \sum_{j \in C_i} P_{ij}^{(n+1)} + \Delta P_{ki}^{(n+1)} \\ Q_{ki}^{n+1} = Q_i + \sum_{j \in C_i} Q_{ij}^{(n+1)} + \Delta Q_{ki}^{(n+1)} \end{cases} \quad (3-10)$$

式中： n 为迭代次数； r_{ki} 和 z_{ki} 分别为支路 ki 的电阻和电抗， ΔP_{ki}^{n+1} 和 ΔQ_{ki}^{n+1} 分别为支路 ki 的有功和无功损耗； $P_{ij}^{(n+1)}$ 和 $Q_{ij}^{(n+1)}$ 分别为流经支路 ij 的有功功率和无功功率， P_i 和 Q_i 分别为节点 i 的有功负荷和无功负荷。

S3.回代求解电压，由始端电压、功率向末端推算电压降落，在不再另算功率损耗的情况下，计算各节点电压，节点 i 的电压的回代计算公式为：

$$I_{ki}^{(n+1)} = \frac{P_{ki}^{(n+1)} - jQ_{ki}^{(n+1)}}{V_k^{(n+1)*}} \quad (3-11)$$

$$V_i^{(n+1)} = V_k^{(n+1)} - I_{ki}^{(n+1)} \times (r_{ki} + jz_{ki}) \quad (3-12)$$

式中： I_{ki} 为支路 ki 的电流； V_k^* 为节点 k 复电压的共轭； V_i 为节点 i 的电压。

S4.通过将回代求解出的电压带入到 S2 中求解出新一轮首端功率，并与上一轮求出的首端功率残差，并与设定的误差值进行对比，重复循环 S2-S4，直到小

于设置的误差。

S5.通过罚函数法将约束引入到目标函数中，并将求出的支路网损求和，得到种群的适应度。

S6.确定闪电的下一跳，首先计算出所有个体的平均个体和其适应度。

$$\mathbf{X}_{avg} = (\sum_{i=1}^N \mathbf{X}_i) / N \quad (3-13)$$

$$F_{avg} = f(\mathbf{X}_{avg}) \quad (3-14)$$

式中： $\mathbf{X}_i$ 为种群中第*i*个体； $\mathbf{X}_{avg}$ 为平均个体；*N*为种群中个体的数量； F_{avg} 为平均个体的适应度。

闪电在传播过程中需要历经多个个体来进行移动，对于某个个体 $\mathbf{X}_i$ 来说，所有除它自己之外的候选个体都可能是下一个移动点，且更偏向于向更优适应度的方向移动。即随机选取个体 $\mathbf{X}_i$ 之外的其他个体 $\mathbf{X}_j$ ，若个体 $\mathbf{X}_j$ 的适应度优于平均适应度，则个体 $\mathbf{X}_i$ 向个体 $\mathbf{X}_j$ 进行移动，反之则远离个体 $\mathbf{X}_j$ 。

$$\mathbf{X}_i^{new} = \begin{cases} \mathbf{X}_i + \mathbf{R}_1 \circ (\mathbf{X}_{avg} + \mathbf{R}_2 \circ \mathbf{X}_j) & F_j > F_{avg} \\ \mathbf{X}_i - \mathbf{R}_1 \circ (\mathbf{X}_{avg} + \mathbf{R}_2 \circ \mathbf{X}_j) & otherwise \end{cases} \quad (3-15)$$

式中： $\mathbf{X}_i^{new}$ 为第*i*个体的新候选点； $\mathbf{R}_1, \mathbf{R}_2$ 和 $\mathbf{R}_3$ 为属于(0,1)间的随机矩阵。

S7.闪电分支消失，如果新候选点的适应度优于上一个的，则新候选点所在的分支保留，反之消失，本阶段又为下行先导，即候选点向地面移动的阶段。

$$\mathbf{X}_i = \begin{cases} \mathbf{X}_i^{new} & F_i^{new} > F_i \\ \mathbf{X}_i & otherwise \end{cases} \quad (3-16)$$

S8.上迎先导，在本阶段，所有的候选点都被认为是上迎先导。上迎先导的移动与下行先导的电荷分布有关，上迎先导的电荷沿闪电通道呈指数分布。

$$S = 1 - (iter/gen) \times \exp(-iter/gen) \quad (3-17)$$

式中：*iter*为当前迭代次数；*gen*为最大迭代次数。

上迎先导的下一个候选点的选择过程可以用如下公式表示：

$$\mathbf{X}^{new} = \mathbf{X} + \mathbf{R}_3 \circ S(\mathbf{X}_{max} - \mathbf{X}_{min}) \quad (3-18)$$

式中： X^{new} 为上迎先导更新的新种群； X_{max} 和 X_{min} 分别为种群的最大和最小适应度对应的个体。

S9.连接点的确定，当上迎先导和下行先导的电荷彼此相遇时，连接点确定，该过程的数学描述为：分别计算出上迎先导和下行先导更新的两个种群的适应度，选取两个种群中对应个体最优的组成新种群，此时闪电连接过程停止。重复 S2-S9，直至满足终止条件时，优化求解完成。

3.4 算例分析

3.4.1 场景设定

为验证所提模型的有效性，本文采用 IEEE 33 节点配电系统进行仿真测试，该系统电压等级为 12.66kV，总负荷 66096.58kW，PV，WT 和 GT 设备参数与表 2-1 一致，SES 参数如表 3-1 所示。

表 3-1 SES 参数

设备名称	节点	装机容量/kW	设备参数
SES1	19		装机有功：80 kW
SES2	12	1000	装机无功：160 kVar
SES3	32		初始 SOC：40 %

图 3-2 为光伏风机典型场景下出力曲线，图 3-3 为各节点功率需求曲线。

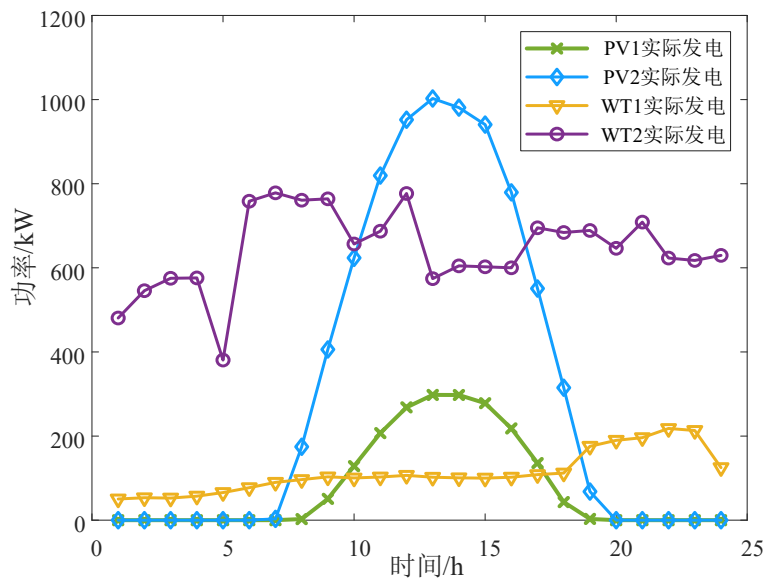


图 3-2 光伏风机典型场景下出力曲线

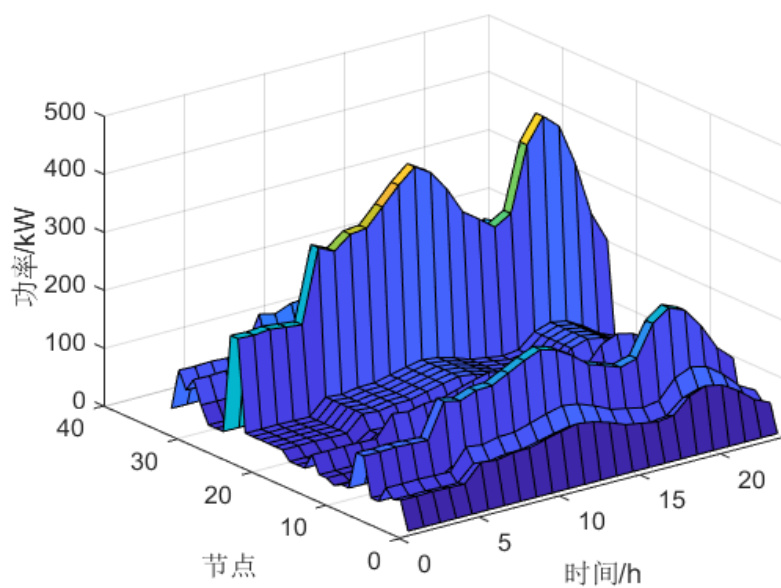


图 3-3 各节点功率需求曲线

3.4.2 结果分析

实验过程中,在保证储能总容量,总功率和 SOC 不变的情况下,将 SES (场景 1) 替换为三个传统储能 (场景 2) 进行验证: 分别将 12, 19 和 32 节点替换为 300kW, 300kW 和 400kW 传统储能,两种场景下的适应度、电压偏差及有功网损曲线分别如图 3-4 和图 3-5 所示。

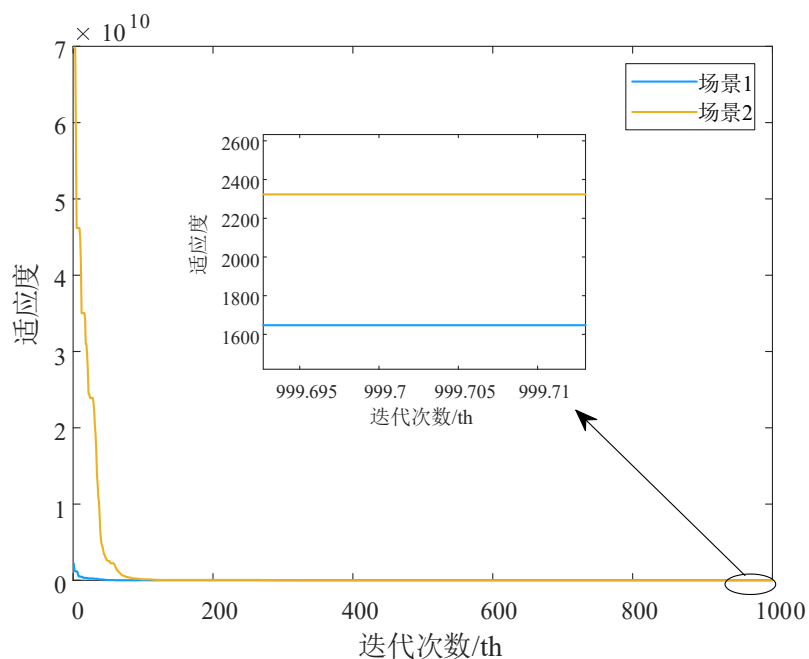


图 3-4 适应度曲线

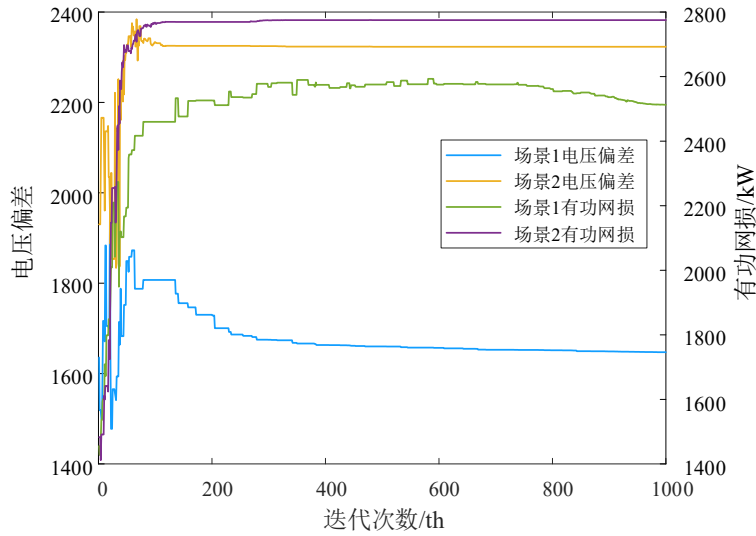


图 3-5 电压偏差及有功网损曲线

结合图 3-4 和图 3-5 可以看出，在 SES 无功共享优化下的电压偏差为 1647.23，相较传统储能的 2323.26 降低了 676.03，降低近 29.1%；有功网损为 2512.87kW，相较传统储能的 2775.21kW 降低了 262.34kW，降低 9.45%；可见 SES 无功共享策略的有效性。在图 3-5 所示的场景 1 分析中，可以观察到随着电压偏差目标的显著改善，并未呈现有功损耗必然随之同等程度优化的现象，相反还可能存在更劣的趋势，说明在 ADN 的能量管理中，单独针对电压水平的独立优化对于优化系统整体水平效果不显著。

为了更清晰地刻画 SES 无功共享优化的能力，绘制各场景下的电压水平，分别如图 3-6 和 3-7 所示。本章把场景 1 下各支路 24 小时电压与场景 2 进行残差处理，如图 3-8 所示，其中大于 0 即为场景 1 优于场景 2 的部分，此外还选取了 7h 和 11h 的各节点电压进行对比，分别如图 3-9 和图 3-10 所示。

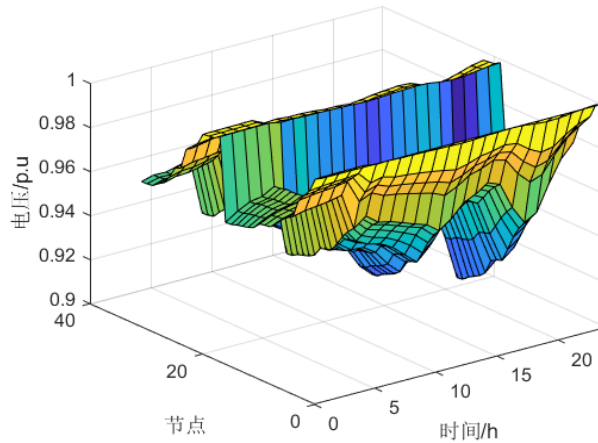


图 3-6 场景 1 下的电压水平

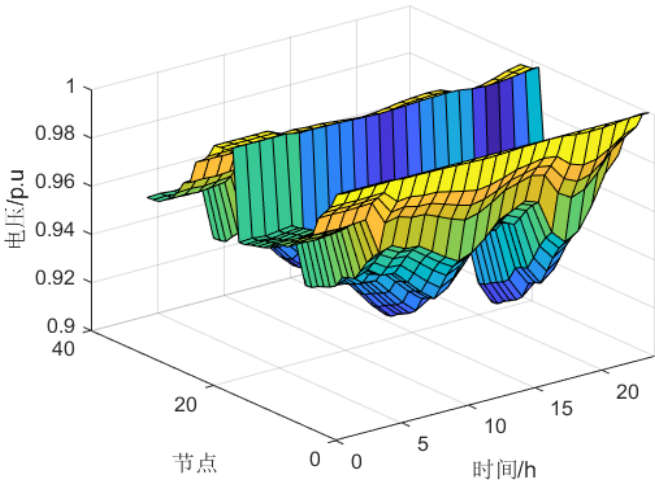


图 3-7 场景 2 下的电压水平

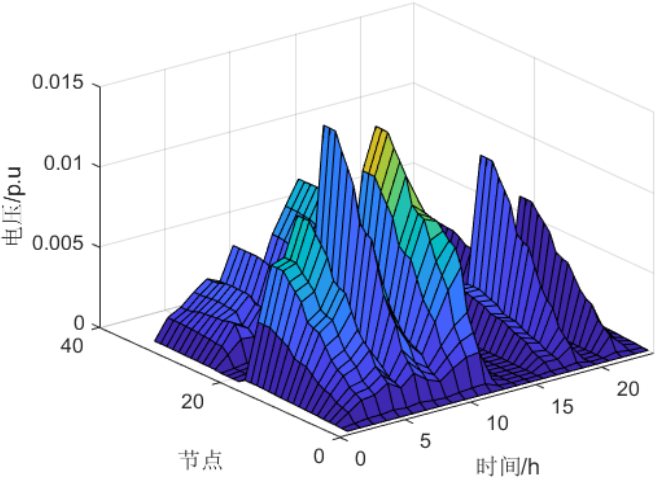


图 3-8 残差下的电压水平

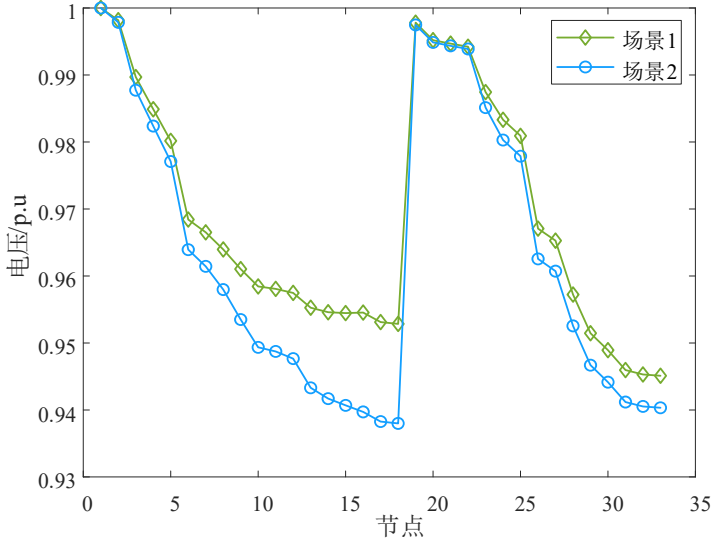


图 3-9 7h 各节点电压

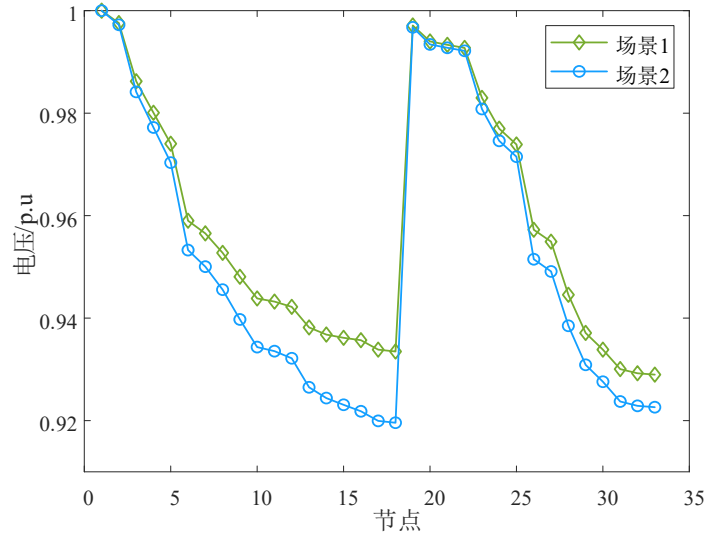


图 3-10 11h 各节点电压

结合图 3-6 至图 3-8 进行分析，场景 2 的电压分布十分不均匀，在 SES 的优化下，各节点电压波动显得更为平缓，电压质量得到改善，并得到了一定幅度的提升。从图 3-9 和图 3-10 分析可见，除 1 节点外，在 7h 的 32 个节点电压由 0.938p.u-0.9979p.u 提升到了 0.9451 p.u-0.9982p.u；上下限分别提升了 0.0003p.u 和 0.0071p.u，分别提升 0.03%和 0.757%，在 11h 的 32 个节点电压由 0.9196p.u-0.9972p.u 提升到了 0.929p.u-0.9976p.u，上下限分别提升了 0.0004p.u 和 0.0094p.u，分别提升 0.04%和 1.022%可见基于 SES 无功共享优化策略可以在一定程度上改善电压分布，但不如 SES 有功共享优化的明显。

为研究无功共享优化策略下的 DREs 消纳情况，绘制 DREs 在场景 1 和场景 2 中的消纳曲线，分别如图 3-11 至图 3-14 所示。DREs 消纳汇总数据如表 3-2 所示。

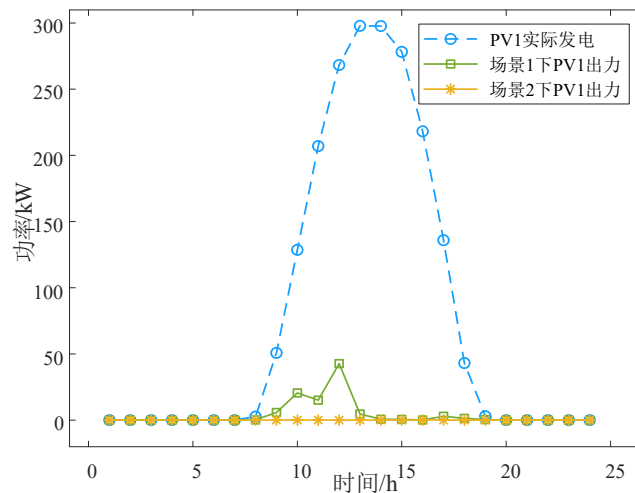


图 3-11 PV1 消纳情况

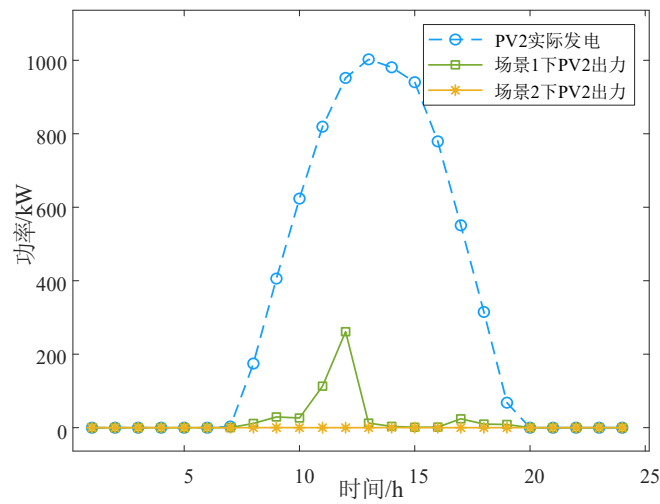


图 3-12 PV2 消纳情况

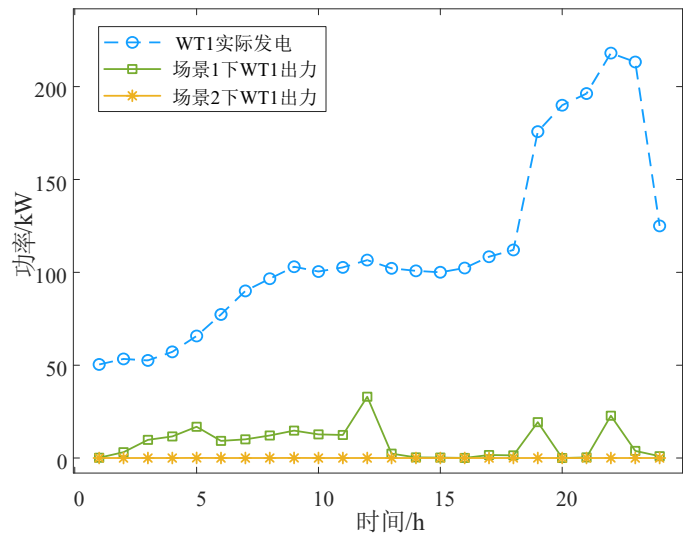


图 3-13 WT1 消纳情况

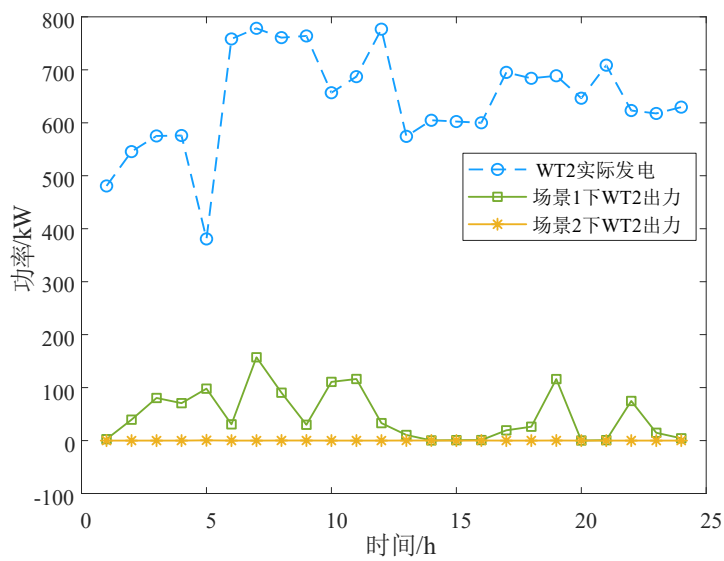


图 3-14 WT2 消纳情况

表 3-2 DREs 消纳数据

设备名称	场景 1		场景 2	
	出力/kW	消纳比例/%	出力/kW	消纳比例/%
PV1	94.6853	4.9027	0.2494	0.0129
PV2	503.4303	6.6099	1.0747	0.0141
WT1	199.3297	7.383	0.3135	0.0116
WT2	1128.3165	7.3191	1.4448	0.0094

对图 3-11 至图 3-14 和表 3-2 进行分析,场景 1 下的 PV1 出力为 94.6853kW,消纳比例为 4.9027%,相较场景 2 的 0.2494kW 提升了 94.4359kW,提升 37869.66%; PV2 出力为 503.4303kW,消纳比例为 6.6099%,相较场景 2 的 1.0747kW 提升 502.3556kW,提升 46744.39%。场景 1 下的 WT1 出力为 199.3297kW,消纳比例为 7.383%,相较场景 2 的 0.3135kW 提升了 199.0162kW,提升 63489.35%; WT2 出力为 1128.3165kW,相较场景 2 的 1.4448kW 提升了 77992.68%;可见相较于传统储能,SES 无功共享策略能大幅度提升 DREs 的消纳,但由于本章主要验证 SES 的无功优化能力,故导致了 DREs 的有功消纳不是很理想。

场景 1 下的 SES 有功无功出力情况如图 3-15 所示,其中有功部分一天内都大于 0,表示 SES1 节点一天内都在进行充电操作,由于本章限制了 SES1 节点只能选择有功和无功操作中的一种,故 SES1 接入点未能参与无功优化工作。从图中可以看出 SES2 和 SES3 接入点可同时对无功进行释放和吸收操作,在 1h 同时释放无功,在 19h 同时吸收无功,更进一步验证了 SES 无功共享优化策略的有效性。

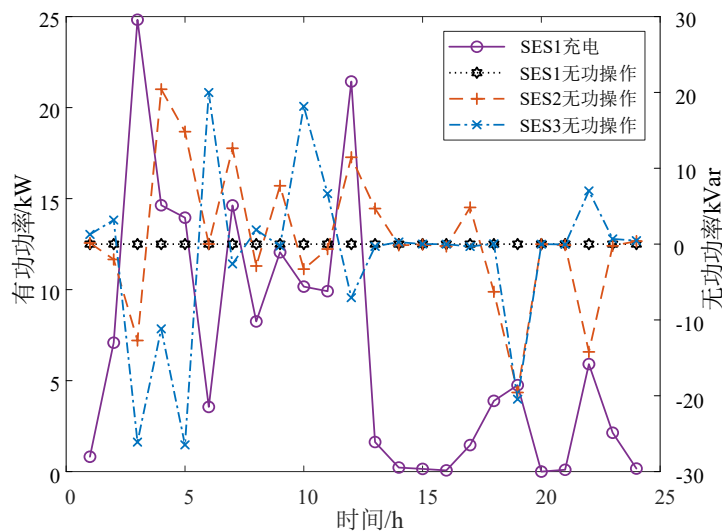


图 3-15 SES 出力情况

为进一步验证了 SES 无功共享优化策略，选择将 SES1 接入点以 50% 的概率进行有功操作（即充电），剩下的时间则进行无功优化操作，该调度策略下的电压偏差曲线如图 3-16 所示。

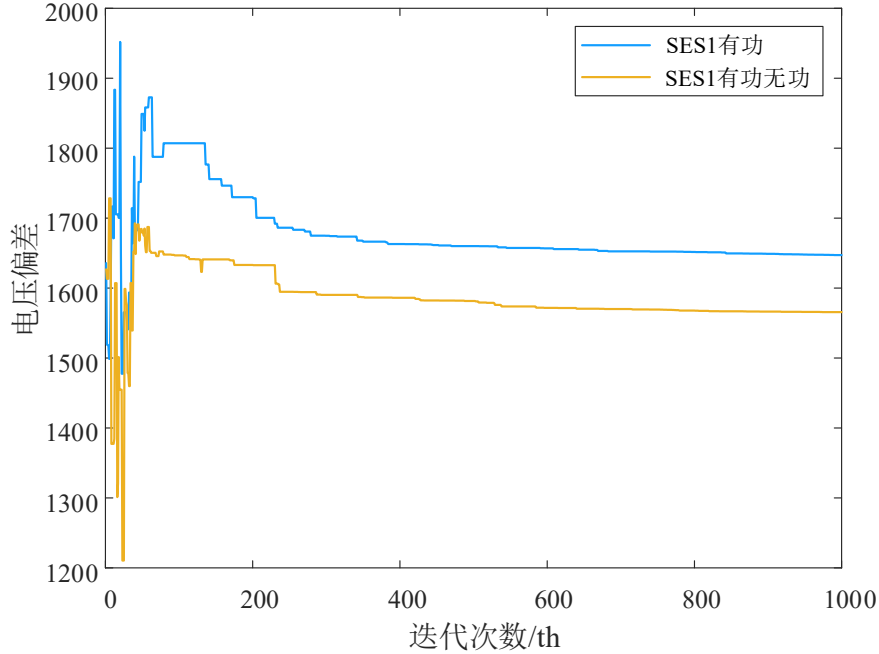


图 3-16 电压偏差曲线

对图 3-16 进行分析可以得出 SES1 接入点在充电间隙进行无功优化操作时，还能进一步优化电压水平，从先前的 1647.23 降低到 1565.66，降低了 81.57，降低 4.95%。结果进一步验证了 SES 无功共享模型的有效性，同时强有力地支撑了 ADN 通过智能化手段调控无功功率，以实现整体电压稳定性和供电质量提升的目标，为 ADN 的无功优化提供了新的思路。

3.5 本章小结

为实现 ADN 的无功优化，本章提出了 SES 无功共享优化策略，并对其展开研究。首先，简要介绍了基于 SES 的 ADN 无功共享调度策略；其次，在此基础上建立了以电压偏差最小为目标的无功优化调度模型；最后，通过融合前推回代的闪电连接过程算法进行求解，并与传统储能场景进行对比，得出如下结论：

(1) 基于 SES 无功共享优化策略能够通过科学合理的无功资源分配和动态管理，在不同节点间协调无功功率流动，从而在技术层面上有效优化 ADN 的电压分布特性。这一策略不仅有助于提高整个电力系统的电能质量，确保各节点电

压维持在规定范围之内，而且还能够通过无功潮流的精准控制，减少由于无功传输导致的线路损耗，从整体上提升了电力网络运行的安全性、经济性和效率性；

(2) 基于 SES 无功共享优化策略能够显著增强对 DREs 出力的有效接纳和整合能力。该策略通过科学合理的无功功率调度与管理机制，显著提升了 DREs 的并网发电利用率。

在本章的研究中，仅关注 SES 的无功功率管理，而未将有功功率优化纳入考虑范畴，这在一定程度上限制了对 DREs 整体电力消纳能力的全面评估。因此，尽管对无功优化进行了探讨，但目前得出的结论显示 DREs 的整体消纳水平并未能达到理想状态。在后续章节的内容中，我们将进一步深化研究，将有功与无功优化问题相结合，提出并实施一种兼顾两者协同调度的策略，旨在提升 DREs 综合消纳比例，探究这一协同优化方法对于提高电力系统运行性能和接纳更多可再生能源电力的具体贡献及潜在价值。

第 4 章 基于共享储能的主动配电网有功无功协同优化研究

本章在第 2 章有功共享和第 3 章无功共享的研究基础上，建立了基于 SES 的 ADN 有功无功协同优化调度模型，模型以调度成本、有功网损和电压偏差三个目标最小为目标函数，采用融合前推回代法的改进 NSGA-II 算法进行优化求解，通过 Hypervolume 来评价算法的有效性，并设置四个场景进行对比分析，分析不同场景下的调度成本，电压偏差，各支路有功网损和 DREs 消纳情况，验证所提机制与求解算法的有效性。

4.1 基于 SES 的 ADN 有功无功协同优化策略

在前两章分别对有功共享调度策略（第 2 章）以及无功共享调度策略（第 3 章）进行理论构建和深入研究的基础上，本章旨在整合这两方面的研究成果，并在此基础上提出了一种有功无功协同优化策略。该策略的核心在于，充分利用 SES 的共享能力，实现对其既有有功功率又有无功功率的同步优化操作，从而提升整个电力系统的运行效率与稳定性，结构如图 4-1 所示。

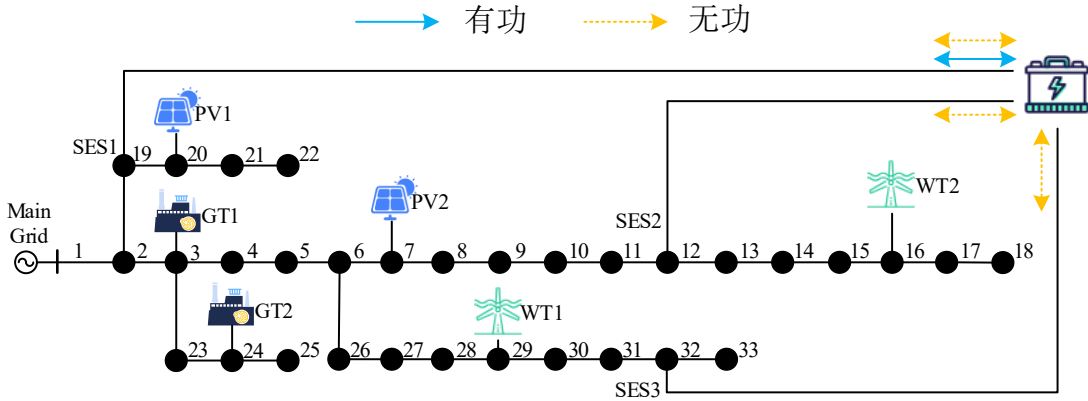


图 4-1 SES 有功无功协同优化结构图

在含 SES 的 ADN 结构下，为发挥 SES 有功无功协同优化的作用，提出 SES 有功无功协同优化策略。即在 SES 的三个接入点上同时进行有功功率和无功功率的精细化操作与管理，旨在对整个 ADN 的运行状态进行全面且深度的优化提升，从而实现能量供需平衡、电能质量改善以及网络损耗降低等多重目标的高效协同优化。

$$P_{SES}^t = \sum_{i=1}^3 |P_{SES,i}^t| \leq P_{SES}^{\max} \quad (4-1)$$

$$Q_{SES}^t = \sum_{i=1}^3 |Q_{SES,i}^t| \leq Q_{SES}^{\max} \quad (4-2)$$

$$P_{q,i}^t = \begin{cases} \lambda_{dis} Q_{SES,i}^t & q_{SES,i}^t > 0 \\ \lambda_{cha} |Q_{SES,i}^t| & q_{SES,i}^t < 0 \end{cases} \quad (4-3)$$

$$SOC_{t+1} = SOC_t + \frac{\sum_{i=1}^3 (P_{SES,i}^t - P_{q,i}^t) \Delta t}{M_{SES}^{\max}} \quad (4-4)$$

$$SOC_{\min} \leq SOC_t \leq SOC_{\max} \quad (4-5)$$

式中： $P_{SES,i}^t, P_{SES}^t$ 和 $P_{SES}^{\max}$ 分别为 t 时刻第 i 个接入点的有功功率， t 时刻 SES 等效有功功率和 SES 最大有功功率； $Q_{SES,i}^t, Q_{SES}^t$ 和 $Q_{SES}^{\max}$ 分别为 t 时刻第 i 个接入点的无功功率， t 时刻 SES 等效无功功率和 SES 最大无功功率，其中 $Q_{SES,i}^t > 0$ 时表示第 i 个接入点释放无功，反之吸收； λ_{dis} 和 λ_{cha} 分别为释放和吸收无功时对应的有功折损系数； $P_{q,i}^t$ 为 t 时刻 SES 第 i 个接入点无功优化时损耗的有功功率， Δt 为一个调度周期，取 1h； $M_{SES}^{\max}$ 为 SES 最大容量； $SOC_t, SOC_{\min}$ 和 $SOC_{\max}$ 分别为 t 时刻 SOC，SOC 最小限制和 SOC 最大限制。

4.2 ADN 有功无功协同优化模型

4.2.1 目标函数

在 ADN 的有功无功协同优化模型中，有功的目标是实现日调度成本及支路总有功损耗的最小化，而无功的目标是使节点总电压偏差达到最小。模型如下所示：

$$\begin{cases} \min F = \sum_{t \leq T} (P_{gd}^t D_{gd}^t + |P_*^t| D_*) \\ \min P_{\text{loss}} = \sum_{t \leq T} \sum_{ij \in \mathcal{N}} r_{ij}(t) l_{ij}(t) \\ \min U_{\text{drop}} = \sum_{t \leq T} \sum_{i \in \mathcal{E}} \left| \frac{U_i - U_i^{\text{lim}}}{U_i^{\text{max}} - U_i^{\text{min}}} \right| \end{cases} \quad (4-6)$$

式中： F 为日调度成本； P_{gd}^t 为 t 时 ADN 与主网的交互电量，当 $P_{gd}^t > 0$ 时为 ADN 从主网购电，反之售电； D_{gd}^t 为主网分时购售电价， $P_{gd}^t > 0$ 时 D_{gd}^t 为主网售电价； P_*^t 和 D_* 分别为 t 时的分布式电源出力和成本，其中 $* \in \{WT, PV, GT, SES\}$ ； P_{loss} 为支路总有功损耗； r_{ij}, z_{ij}, l_{ij} 分别为 ij 支路电阻， ij 支路电抗和 ij 支路电流幅值的平方； U_{drop} 为总电压偏差； $U_i, U_i^{\text{lim}}, U_i^{\text{max}}$ 和 U_i^{min} 分别为节点 i 的电压值，越限值，最大值和最小值。

4.2.2 约束条件

约束条件详见本文 2.2.2 小节。

4.3 求解方法

4.3.1 NSGA-II 算法

NSGA-II(Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm II)^[61]，是由 Deb K 等学者提出的一种广泛应用的多目标优化遗传算法，在多目标优化中，目标函数通常不止一个，而且可能存在冲突，即优化一个目标可能会导致另外的目标变差。NSGA-II 致力于寻找 Pareto 最优解集^[62]，即 Pareto Front(PF)，其中每个解都不劣于其他解，也就是说，对于一个 Pareto 最优解，不存在其他解能够在所有目标函数上同时取得更好结果。NSGA-II 的主要组成部分和步骤如下所示：

S1.初始化种群：随机生成一组解（个体），每个个体代表一个多目标优化问题的一个候选解；

S2.非支配排序：根据 Pareto 支配关系对种群中的个体进行排序。个体按照

支配层级划分，第一级包含所有非支配解（即没有其他个体在所有目标函数上都优于它的个体）；

S3.计算拥挤距离：同一 PF 层级内的个体，为了保持种群的多样性，引入了“拥挤距离”这一概念，它反映了个体在解空间中的聚集程度。拥挤距离越大，表示周围的解较少，该个体越值得保留；

S4.选择操作：在选择过程中，首先保留所有第一级非支配解。对于其他层级的个体，结合非支配级别和拥挤距离进行选择。这意味着在同等非支配层级下，拥挤距离大的个体优先保留；

S5.遗传操作：进行交叉和变异操作，生成新的子代种群；

S6.合并和重复排序：将父代和子代种群合并，再次进行非支配排序和拥挤距离计算，根据有限的种群大小选取合适个体组成下一代种群；

S7.迭代进化：重复 S2-S6，直到达到预设的结束条件。

4.3.2 融合前推回代法的改进 NSGA-II 算法

本章采用融合前推回代法的改进 NSGA-II 来进行求解，其中 NSGA-II 算法用于更新 DGs 的有功和无功，前推回代法用于潮流分析，其求解流程如下所示：

S1.种群初始化，初始化种群个体数 N 和最大迭代次数 ger ，由于 DGs 的出力会影响整个系统的潮流分布，故首先需要对其出力进行初始化，各 DGs 进行数据初始化后形成种群；

$$P_{*,0}^t = P_{*,min}^t + R_p^t (P_{*,max}^t - P_{*,min}^t), * \in \{PV, WT, GT, SES\} \quad (4-7)$$

$$Q_{*,0}^t = Q_{*,min}^t + R_Q^t (Q_{*,max}^t - Q_{*,min}^t), * \in \{SES1, SES2, SES3\} \quad (4-8)$$

$$X^0 = [P_{PV1}^0, P_{PV2}^0, P_{WT1}^0, P_{WT2}^0, P_{GT1}^0, P_{GT2}^0, P_{SES1}^0, P_{SES2}^0, P_{SES3}^0, Q_{SES1}^0, Q_{SES2}^0, Q_{SES3}^0] \quad (4-9)$$

式中： t 为调度周期（取一天 24h）； $P_{*,0}^t, P_{*,min}^t$ 和 $P_{*,max}^t$ 分别为初始化个体中各 DGs 在 t 时刻的有功出力，最大有功出力限制和最小有功出力限制； $Q_{*,0}^t, Q_{*,min}^t$ 和 $Q_{*,max}^t$ 分别为初始化个体中各 SES 在 t 时刻的无功出力，最大无功出力限制和最小无功出力限制； R_p^t 和 R_Q^t 为 $(0, 1)$ 间的随机数； P_{*}^0, Q_{*}^0 和 X^0 分别为初始各 DGs 有功出力矩阵、SES 无功出力矩阵和个体出力矩阵。

S2.根据父代生成子代并合并种群，主要采用交叉和变异操作来生成子代，但固定的交叉概率和变异概率不利于区分前期全局搜索和后期局部开发的过程，为此，提出了非线性动态概率来代替固定的，在迭代前中期全局搜索时， cr_{gen} 较大且 mr_{gen} 较小，算法在更大范围动态探索，寻找潜在的优质个体。随迭代次数的增加， cr_{gen} 非线性递减且 mr_{gen} 非线性递增，算法的开发性能逐步增强并尽可能在最优个体周围精细搜索，以平衡算法全局搜索和局部开发能力。协调全局搜索和局部开发能力，提高算法的寻优能力。对于每个 DG，分别进行交叉和变异操作，交叉操作：随机生成交叉掩码 CR_{gen} ，根据掩码按交叉索引 CP_{gen} 从父代中选择相应位置的基因进行交叉。变异操作：随机生成变异掩码 MR_{gen} ，根据掩码生成变异矩阵 A ，然后按变异索引 MP_{gen} 将变异矩阵与设备的上界相乘并添加到子代中。最后将生成的子代与父代合并形成新的种群；

$$\begin{cases} cr_{gen} = 0.8 - 0.7 \text{sigmoid}(0.2(gen - ger)) \\ mr_{gen} = 0.1 + 0.2(1 + \sin(\pi gen / ger)) \end{cases} \quad (4-10)$$

$$\begin{cases} CR_{gen} = \text{rand}(T, N) < cr_{gen} \\ MR_{gen} = \text{rand}(T, N) < mr_{gen} \end{cases} \quad (4-11)$$

$$\begin{cases} CP_{gen} = \text{randi}(T, [T, N]) \\ MP_{gen} = \text{randn}([T, N]) \end{cases} \quad (4-12)$$

$$P_{PV1}^{\text{sun}, gen} = P_{PV1}^{gen} \quad (4-13)$$

$$P_{PV1}^{\text{sun}, gen}(CR_{gen}) = P_{PV1}^{gen}(CP_{gen}(CR_{gen})) \quad (4-14)$$

$$A = 0.01 \circ MP_{gen} \circ P_{PV1, \max} \quad (4-15)$$

$$P_{PV1}^{\text{sun}, gen}(MR_{gen}) = P_{PV1}^{\text{sun}, gen}(MR_{gen}) + A(MR_{gen}) \quad (4-16)$$

$$P_{PV1}^{gen} = [P_{PV1}^{gen}, P_{PV1}^{\text{sun}, gen}] \quad (4-17)$$

S3.前推求解功率分布，不计电压损耗，只计算功率损耗，推算出支路首端功率和支路网损情况；

$$\begin{cases} \Delta P_{ki}^{n+1} = r_{ki} \times [(\sum_{j \in C_i} P_{ij}^{(n+1)} + P_i)^2 + (\sum_{j \in C_i} Q_{ij}^{(n+1)} + Q_i)^2 / v_i^{(n)}] \\ \Delta Q_{ki}^{n+1} = z_{ki} \times [(\sum_{j \in C_i} P_{ij}^{(n+1)} + P_i)^2 + (\sum_{j \in C_i} Q_{ij}^{(n+1)} + Q_i)^2 / v_i^{(n)}] \end{cases} \quad (4-18)$$

$$\begin{cases} P_{ki}^{n+1} = P_i + \sum_{j \in C_i} P_{ij}^{(n+1)} + \Delta P_{ki}^{(n+1)} \\ Q_{ki}^{n+1} = Q_i + \sum_{j \in C_i} Q_{ij}^{(n+1)} + \Delta Q_{ki}^{(n+1)} \end{cases} \quad (4-19)$$

式中： n 为前推回代法的迭代次数； r_{ki} 和 z_{ki} 分别为支路 ki 的电阻和电抗， ΔP_{ki}^{n+1} 和 ΔQ_{ki}^{n+1} 分别为支路 ki 的功率损耗； $P_{ij}^{(n+1)}$ 和 $Q_{ij}^{(n+1)}$ 分别为流经支路 ij 的有功功率和无功功率； P_i 和 Q_i 分别为节点 i 的有功负荷和无功负荷。

S4.回代求解电压，由始端电压、功率向末端推算电压降落，在不再另算功率损耗的情况下，计算各节点电压，节点 i 的电压的回代计算公式为：

$$I_{ki}^{(n+1)} = \frac{P_{ki}^{(n+1)} - jQ_{ki}^{(n+1)}}{V_k^{(n+1)*}} \quad (4-20)$$

$$V_i^{(n+1)} = V_k^{(n+1)} - I_{ki}^{(n+1)} \times (r_{ki} + jz_{ki}) \quad (4-21)$$

式中： I_{ki} 为支路 ki 的电流； V_k^{*} 为节点 k 复电压的共轭； V_i 为节点 i 的电压。

S5.通过将回代求解出的电压带入到 S2 中求解出新一轮首端功率，并与上一轮求出的首端功率残差，并与设定的误差值进行对比，重复循环 S2-S4，直到小于设置的误差；

S6.通过罚函数法将约束引入到目标函数中，将 DGs 出力代入求解出调度成本、支路网损、电压偏差和惩罚项，将惩罚项分成三份加入到三个目标中得到种群的适应度；

S7.非支配排序：①初始化：将所有解标记为第一层（非支配层）。②比较解：对于每一对解（个体），比较它们在每个目标上的性能。如果解 A 在所有目标上都不劣于解 B（即 A 比 B 更好或至少一样好），则将 B 从第一层中移除，将其标记为被 A 支配。如果解 A 在至少一个目标上优于解 B，但在其他目标上劣于或等于解 B，则将 B 从第一层中移除，将其标记为被 A 部分支配。如果解 A 在所有目标上都劣于解 B，将 A 标记为受 B 支配。③确定 Pareto 前沿：重复执行 ②，直到所有无惩罚项的解都被分类为 Pareto 前沿上的某一层。Pareto 前沿是所

有非支配层的并集。④分层排序：对 Pareto 前沿上的解进行分层排序，每一层包含那些在之前的步骤中没有被支配的解；

S8.计算拥挤距离：对每一层中的解进行拥挤距离计算，以提供有关解在目标空间的分布情况的信息。首先找到各个目标函数的最小值和最大值，计算归一化距离；接着将每个目标函数的归一化距离累加到个体总拥挤距离中；再将个体总拥挤距离除以目标函数的个数，得到拥挤距离：

$$D_{\min}^m(i) = \frac{f_m(i) - \min(f_m)}{\max(f_m) - \min(f_m)} \quad (4-22)$$

$$D_{\max}^m(i) = \frac{\max(f_m) - f_m(i)}{\max(f_m) - \min(f_m)} \quad (4-23)$$

$$CD(i) = \sum_{m=1}^M \frac{D_{\max}^m(i) + D_{\min}^m(i)}{M} \quad (4-24)$$

式中： $D_{\min}^m(i)$ 、 $D_{\max}^m(i)$ 和 $CD(i)$ 分别为第 i 个个体的第 m 个目标函数的最小归一化距离，最大归一化距离和拥挤距离； f_m 和 $f_m(i)$ 分别为种群和第 i 个个体的第 m 个目标函数值。

S9.选择个体，根据非支配排序和拥挤距离分配选择下一代个体，选择的个体数量与种群个体数 N 保持一致，为了保证算法的收敛性，再次求解目标函数，并于 S6 求解的进行对比，将更优的个体替换当前的。重复 S2 直到达到迭代次数。

4.3.3 评价指标

多目标优化中，评价算法性能的指标通常用来衡量解集在 PF 上的覆盖范围、接近程度以及分布均匀性等特性。以下是一些常用的多目标优化评价指标：

(1) Hypervolume (HV)^[63]: HV 计算的是一个非支配解集（即所有解都不劣于集合内其他解的解集）在目标空间中占据的超立方体体积，反映了解集中所有点与参考点之间的区域。它可以综合反映解集的质量，包括收敛性和多样性。

(2) Generational Distance (GD)^[64]: GD 计算的是算法得到的非支配解集与真实或理想 PF 之间的平均距离。

(3) Inverted Generational Distance (IGD)^[65]: IGD 是 GD 的一种改进版本，是

从参考 PF 到算法产生的非支配解集中的最近点的平均距离的倒数，更能体现解集的总体质量。

由于 HV 指标具有以下三个优点，故本章选取了 HV 指标来对算法进行有效性验证：

(1) 一致性：若解集 A 严格优于解集 B（即 A 中的每个解都至少在一个目标上优于 B 中相应的解，并且没有解比 B 中的任何解更差），则 A 的 HV 值大于 B 的 HV 值。

(2) 全面性：它同时考虑了解集的收敛性和分布性，即不仅关注解集是否靠近 PF，还考察了 PF 覆盖的范围有多广。

(3) 唯一性：对于离散的多目标优化问题，当且仅当解集中只包含 Pareto 最优解时，通过最大化 HV 可以得到最优解集。

4.4 算例分析

4.4.1 场景设定

为验证所提模型的有效性，本章采用 IEEE 33 节点配电系统进行仿真测试，该系统电压等级为 12.66kV，总负荷 66096.58kW，PV，WT 和 GT 设备参数与表 2-1 一致，SES 参数如表 4-1 所示。

表 4-1 SES 参数

设备名称	节点	装机容量/kW	设备参数
SES1	19	1000	装机有功：120 kW
SES2	12		装机无功：120 kVar
SES3	32		初始 SOC：40 %

图 4-2 为光伏风机典型场景下出力曲线，图 4-3 为各节点功率需求曲线。

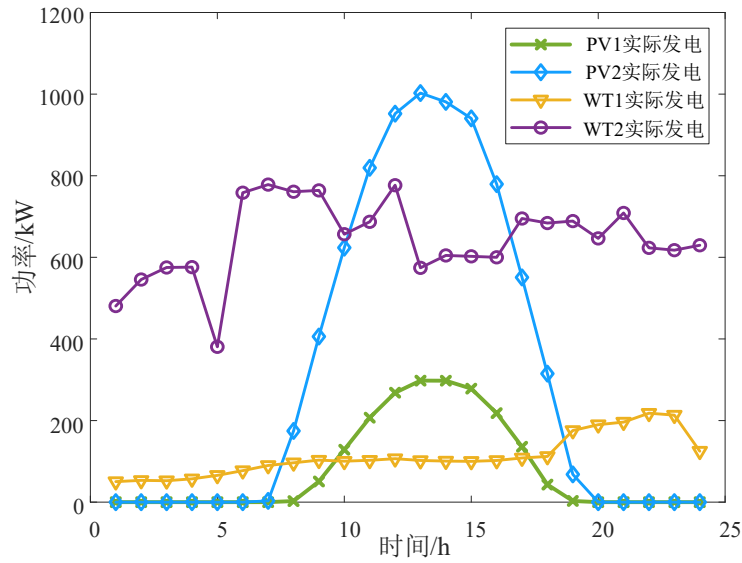


图 4-2 光伏风机典型场景下出力曲线

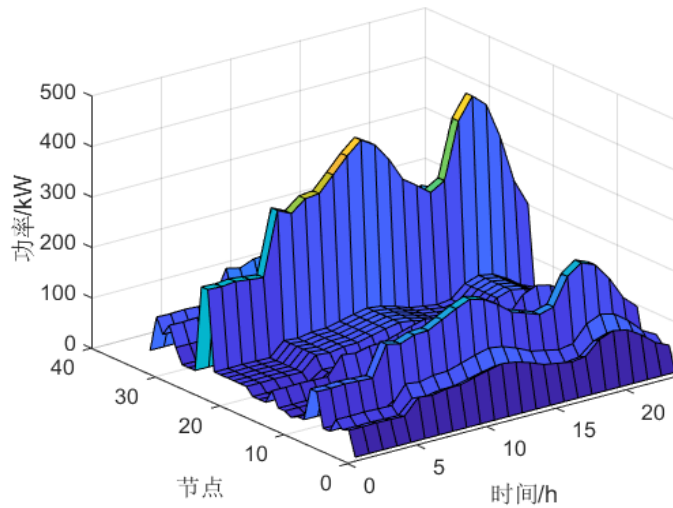


图 4-3 各节点有功需求曲线

4.4.2 结果分析

实验过程中，在保证储能总容量，总功率和 SOC 不变的情况下，将共享储能替换为三个传统储能进行验证：分别将 12，19 和 32 节点替换为 300 kW，300 kW 和 400 kW 传统储能；为研究所提策略和算法的有效性，设置以下四个场景进行分析：传统算法用于传统储能场景（场景 1，SO1）、传统算法用于共享储能场景（场景 2，SO2）、改进算法用于传统储能场景（场景 3，SO3）、改进算法用于共享储能场景（场景 4，SO4）。四种场景下的满足约束条件的 PF 情况分别如图 4-4 所示。

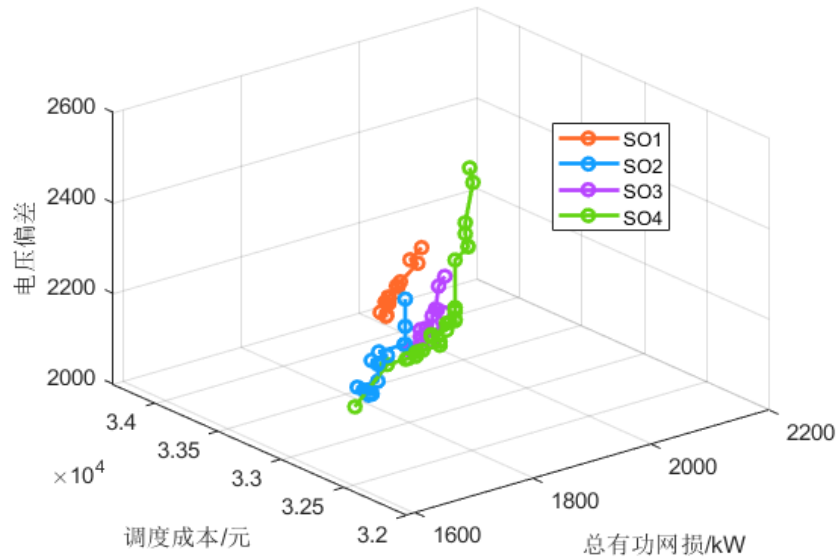


图 4-4 各场景下的 PF 曲线

从图 4-4 可以看出，场景 4 下三个最优目标函数值分别为：总有功网损 1582.7kW，调度成本 32403.29 元和电压偏差 2190.34，较场景 3 的 1737.07kW 降低了 154.37kW，降低 8.89%，较 32696.49 元降低了 293.2 元，降低 0.9%，较 2221.62 降低了 31.28，降低 1.41%；场景 2 下的三个最优目标分别为：总有功网损 1616.45kW，调度成本 32451.43 元和电压偏差 2197.35，相较场景 1 的 2009.58kW 降低了 393.13kW，降低 19.56%，较 34169.55 元降低了 1718.12 元，降低 5.03%，较 2165.03 提升了 32.32，提升 1.49%。在共享储能场景下可见改进 NSGA-II 算法的有效性，但在传统储能场景下，传统的算法更侧重于电压偏差目标，而忽略了其他目标的优化，在算法改进后，虽然电压偏差目标较传统的算法表现的更为劣势，但在三个目标的总体优化效果上明显优于传统的算法。这更进一步说明了改进的算法在多目标优化上的有效性。场景 4 相较场景 2，三个目标分别降低了 33.76kW，降低 2.09%，降低了 48.14 元，降低 0.15%，降低了 7.01，降低 0.32%；场景 3 相较场景 1，三个目标分别降低了 272.51kW，降低 13.56%，降低了 1473.06 元，降低 4.31%，提升了 56.59%，提升 2.61%。同理，可见 SES 有功无功协同优化调度策略的可行性。

为进一步体现算法的有效性，采用了 HV 评价指标来对四个场景的 PF 进行分析，将 PF 中未满足约束条件的解进行剔除，分别计算去重前和去重后的 HV 指标，各场景下的 HV 指标如表 4-2 所示。

表 4-2 各场景下的 HV 指标

场景	去重前 HV	去重后 HV
场景 1	1.3009×10^9	2.0837×10^7
场景 2	2.048×10^9	2.8104×10^7
场景 3	1.2324×10^9	1.9952×10^7
场景 4	2.0628×10^{10}	3.8963×10^8

HV 指标越大表示该解集在多目标优化问题中具有更好的全局覆盖性和多样性,通常被认为是较好的解集,结合表 4-2 可以看出,无论是去重前还是去重后,改进后算法求出的解集的 HV 指标都远大于传统算法,且在共享储能的参与下,HV 指标更进一步得到了提升,进一步验证了本章所提算法和策略的有效性。

在后续的分析中,选取场景 2 和场景 4 进行对比分析。为了更清晰地刻画 SES 优化的能力,本章把场景 2 下各支路 24 小时电压和网损与场景 4 进行残差处理,分别如图 4-5 和图 4-6 所示,其中大于 0 即为场景 4 优于场景 2 的部分。

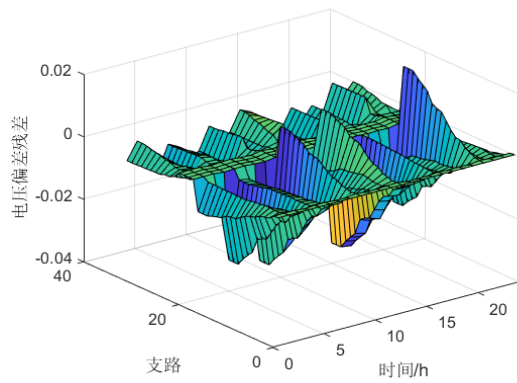


图 4-5 各节点 24h 电压残差

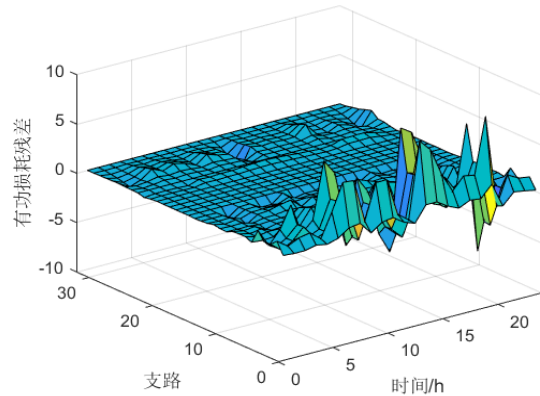


图 4-6 各节点 24h 有功损耗残差

除节点 1 外,场景 4 电压范围为 0.9213p.u- 0.9996p.u, 场景 2 电压范围为 0.9208p.u- 0.9993p.u, 结合图 4-5 可见在 SES 优化下的电压水平得到了提升,且使得电压分布的更为均匀,进一步减少了电压偏差。结合图 4-6 可见 1-6 支路各时段的有功损耗也大幅度降低了,验证了 SES 有功无功协同优化调度的有效性。

为研究有功无功协同优化策略下的 DREs 消纳情况,绘制了 DREs 在场景 2 和场景 4 中的消纳曲线,分别如图 4-7 至图 4-10 所示,DREs 消纳汇总数据如表

4-3 所示。

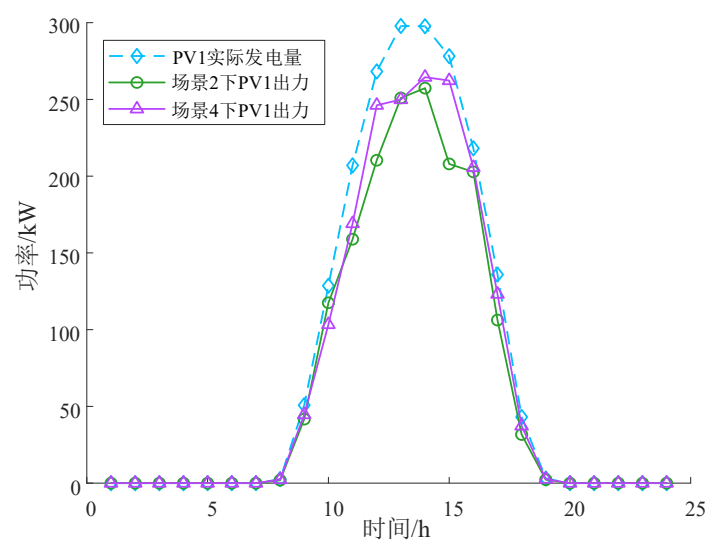


图 4-7 PV1 消纳情况

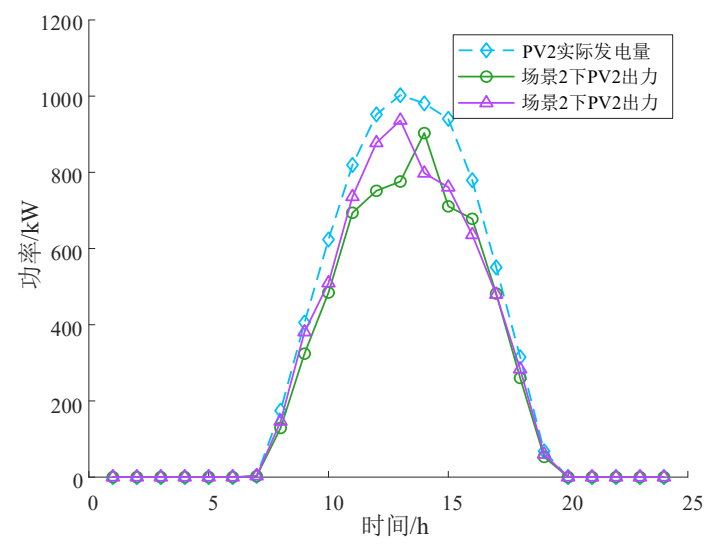


图 4-8 PV2 消纳情况

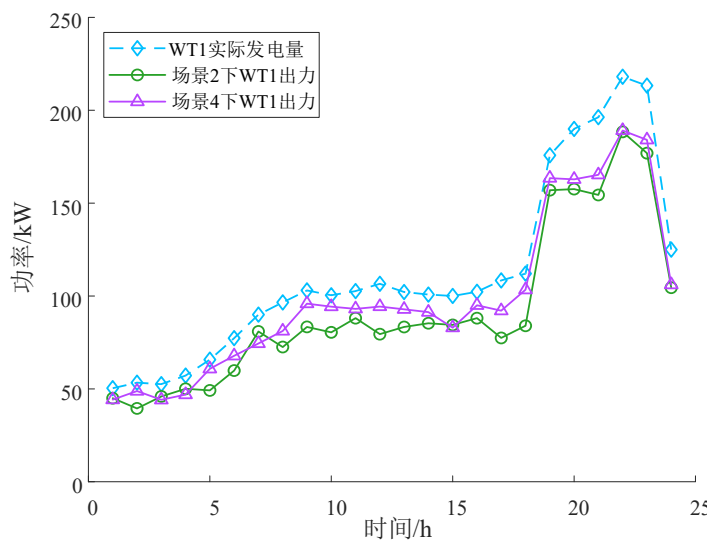


图 4-9 WT1 消纳情况

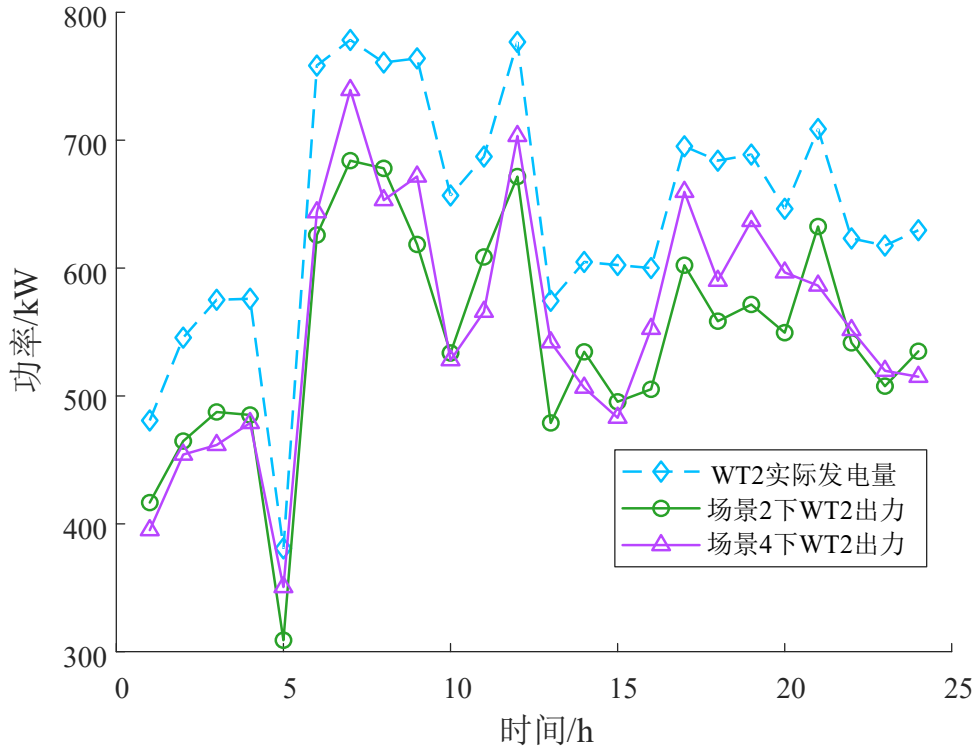


图 4-10 WT2 消纳情况

表 4-3 DREs 消纳数据

设备名称	场景 2		场景 4	
	出力/kW	消纳比例/%	出力/kW	消纳比例/%
PV1	1589.8767	82.3216	1710.9715	88.5918
PV2	6249.1435	82.0492	6608.4458	86.7667
WT1	2215.823	82.0726	2374.5368	87.9513
WT2	13095.6813	84.9486	13384.9256	86.8249

从图 4-7 至图 4-10 和表 4-3 可以看出,场景 4 下的 PV1 出力为 1710.9715kW, 消纳比例为 88.5918%, 相较场景 2 的 1589.8767kW 提升了 121.0948kW, 提升 7.0775%; PV2 出力为 6608.4458kW, 消纳比例为 86.7667%, 相较场景 2 的 6249.1435kW 提升 359.3023kW, 提升 5.437%。场景 4 下的 WT1 出力为 2374.5368kW, 消纳比例为 87.9513%, 相较场景 2 的 2215.823kW 提升了 158.7138kW, 提升 6.684%; WT2 出力为 13384.9256kW, 相较场景 2 的 13095.6813kW 提升了 289.2443kW, 提升 77992.68%。可见基于 SES 的有功无功协同优化策略和价格约束能大幅度提升 ADN 对 DREs 的消纳能力。

4.5 本章小结

首先,本章在第2章有功共享和第3章无功共享的研究基础上,建立了基于SES的ADN有功无功协同优化调度模型,模型以成本、有功网损和电压偏差三个目标最小为目标函数,采用融合前推回代法的改进NSGA-II算法进行优化求解,并通过Hypervolume来评价算法的有效性,实验设置四个场景进行对比分析,得出如下结论:

(1) 基于SES的有功无功协同优化策略通过科学合理地分配和动态管理有功无功资源,在不同节点间协调有功和无功的功率流动,能够显著优化ADN的电压分布特性,确保各节点电压严格维持在规定范围之内,从而提升整个电力系统的电能质量。同时,通过对潮流实施精准控制,减少了传输产生的线路损耗,进而从整体上提高了电力网络的安全性和经济性。

(2) 基于SES的有功无功协同优化策略对于接纳和整合DREs具有显著优势,能有效地提升ADN对DREs出力波动的适应能力,提高DREs的利用率,使得大量分布式清洁能源得以更充分、更稳定地并网运行,进一步增强了电力系统的灵活性和可持续性。

第 5 章 总结与展望

5.1 总结

在“双碳”的大背景下,主动配电网作为实现电力系统低碳转型的关键载体,其内涵与功能正经历着前所未有的深化和拓展。主动配电网不再仅是传统意义上的能源传输网络,而是演化为一个高度智能、自愈、互动的能源分配和管理系统。主动配电网的核心任务之一是解决大规模高比例可再生能源并网带来的波动性和不确定性问题。本文以此任务作为基础,分别提出了基于共享储能的有功优化策略、无功优化策略和有功无功协同优化策略,并取得了较为理想的成果,主要表现在以下几点:

(1) 通过分析主动配电网有功网损产生的原因和传统储能在主动配电网中存在的问题,提出了基于共享储能的有功能量共享优化策略,旨在最大限度地降低主动配电网的总有功网损。针对模型的二阶锥特性,提出了融合前推回代的改进均衡优化算法进行求解,并设定四种场景进行对比分析,分析不同场景下的总有功网损,各支路有功网损, DREs 消纳情况和 SES 出力情况,验证了所提策略对潮流优化的有效性。该策略能进一步降低系统的有功网损,优化各支路潮流,且改进的均衡优化算法相较传统算法有着更优的求解精度, DREs 的消纳比例相较其他场景也有了一定的提升,但 DREs 的消纳比例仍处于偏低水平,进而分析出可通过电价来提升消纳。

(2) 在有功共享优化策略的基础上,继续提出了基于共享储能的无功共享优化策略,旨在最大限度地降低主动配电网的电压偏差,采用融合前推回代的闪电连接过程算法进行求解。实验与传统储能场景进行对比分析,分析不同场景下的电压偏差,各支路有功网损, DREs 消纳情况和 SES 出力情况,验证了所提策略对潮流优化的有效性,能够显著优化主动配电网的电压分布特性,确保各节点电压严格维持在规定范围之内,从而提升整个电力系统的电能质量。同时,通过对潮流实施精准控制,减少了传输产生的线路损耗,进而从整体上提高了电力网络的安全性和经济性。但 DREs 的消纳比例极低,分析该问题可能是由于仅侧重无功优化而忽略了有功因素所导致的。

(3) 在有功共享优化策略和无功共享优化策略都取得了一定研究成果的基础上, 综合考虑其存在的不足之处, 进一步提出了基于共享储能的有功无功协同优化策略。该策略旨在最大限度地降低主动配电网的调度成本、总有功网损和电压偏差, 针对模型的多目标二阶锥特性, 提出了融合前推回代法的改进 NSGA-II 算法, 通过 Hypervolume 来评价算法的有效性, 分别与传统储能场景、传统 NSGA-II 算法场景进行对比, 分析不同场景下的调度成本, 电压偏差, 各支路有功网损和 DREs 消纳情况, 所提策略不仅使三个目标同时达到最优, 从整体上提高了电力网络的安全性和经济性, 还大幅度提升的 DREs 的消纳比例, 进一步增强了电力系统的灵活性和可持续性。

5.2 展望

本文创新地将共享储能融入到主动配电网中, 从能量共享理念着手, 分别提出了有功共享策略, 无功共享策略和有功无功协同优化策略, 本文的研究成果只是初步的探索, 还需要进一步完善和深入研究, 如:

(1) 对于共享储能在主动配电网中接入点选取的研究, 本文在主动配电网接入点的选取过程中, 在前中后段各随机选取一个, 分析在该情况下的优化策略的有效性, 后续可以进一步选取不同的接入点进行深入研究, 分析在不同接入点下优化策略的表现, 同时可将接入点作为变量, 分析最优的接入点配置。

(2) 对于分布式能源无功的研究, 在本文的研究中只考虑了共享储能的无功特性, 未考虑到其他分布式能源的无功特性, 后续的研究中可以建立其他分布式能源的无功模型, 进一步分析无功优化的有效性。

(3) 针对主动配电网重构的研究, 本文仅研究了固定网络拓扑结构下的优化, 未考虑主动配电网重构情况的优化。在未来的研究中, 进一步结合断路器和负荷开关, 构建更为全面的优化模型, 对该问题进行深入研究。

参考文献

- [1] 周宗敏. 照亮前行方向的希望之光——记习近平主席出席联合国成立 75 周年系列高级别会议[N]. 新华网, 2020-10-02.
- [2] Zhao F, Liu X, Zhang H, et al. Automobile Industry Under China's Carbon Peaking and Carbon Neutrality Goals: Challenges, Opportunities, and Coping Strategies[J]. Journal of Advanced Transportation, 2022, 2022(1): 1-13.
- [3] 丁怡婷. 打赢低碳转型硬仗[N]. 人民日报, 2021-04-09.
- [4] Hübler M, Löschel A. The EU decarbonisation roadmap 2050—what way to walk?[J]. Energy Policy, 2013, 55: 190-207.
- [5] Renewable capacity statistics 2023[EB/OL]. <https://www.irena.org/Publications/2023/Mar/Renewable-capacity-statistics-2023>.
- [6] 王婷, 陈晨, 谢海鹏. 配电网对分布式电源和电动汽车的承载力评估及提升方法综述[J]. 电力建设, 2022, 43(09): 12-24.
- [7] 国家能源局组织发布《新型电力系统发展蓝皮书》[EB/OL]. https://www.nea.gov.cn/2023-06/02/c_1310724249.htm.
- [8] 冀肖彤, 杨东俊, 方仍存等. “双碳”目标下未来配电网构建思考与展望[J]. 电力建设, 2024, 45(02): 37-48.
- [9] Li Z, Su S, Jin X, et al. Distributed energy management for active distribution network considering aggregated office buildings[J]. Renewable Energy, 2021, 180: 1073-1087.
- [10] 韩靖淞. 主动配电网中分布式电源优化配置的研究与应用[D]. 华北电力大学, 2019.
- [11] 关于促进储能技术与产业发展的指导意见[EB/OL]. https://www.gov.cn/xinwen/2017-10/12/content_5231304.htm.
- [12] 国家能源局关于印《完善电力辅助服务补偿（市场）机制工作方案》的通知[EB/OL]. http://zfxgk.nea.gov.cn/auto92/201711/t20171122_3058.htm.
- [13] 国家发展改革委 国家能源局关于加快推动新型储能发展的指导意见[EB/OL]. https://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/2021-07/24/content_5627088.htm.

- [14] 国家发展改革委 国家能源局关于印发《“十四五”新型储能发展实施方案》的通知[EB/OL]. https://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/2022-03/22/content_5680417.htm.
- [15] Wang Z, Gu C, Li F, et al. Active demand response using shared energy storage for household energy management[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2013, 4(4): 1888-1897.
- [16] Xie Y, Yao Y, Wang Y, et al. A Cooperative Game-Based Sizing and Configuration of Community-Shared Energy Storage[J]. Energies, 2022, 15(22): 8626.
- [17] 朱佳男, 艾芊, 李嘉媚. 基于分布鲁棒优化的广义共享储能容量配置方法[J]. 电力系统自动化, 2023: 1-11.
- [18] 王再闯, 陈来军, 李笑竹等. 基于合作博弈的产销者社区分布式光伏与共享储能容量优化[J]. 电工技术学报, 2022, 37(23): 5922-5932.
- [19] Zhong W, Xie K, Liu Y, et al. Online control and near-optimal algorithm for distributed energy storage sharing in smart grid[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2019, 11(3): 2552-2562.
- [20] Yan D, Chen Y. Review on business mode and pricing mechanism for shared energy storage[J]. Autom. Electr. Power Syst, 2022, 46(23): 178-191.
- [21] 江岳文, 郑晨昕. 风电场群联合共享储能两阶段协同并网优化[J]. 电网技术, 2022, 46(9): 3426-3439.
- [22] Xu X, Li G, Yang H, et al. Pricing method of shared energy storage bias insurance service based on large number theorem[J]. Journal of Energy Storage, 2023, 69: 107726.
- [23] 马佳伊, 刘海涛, 仲聪等. 计及共享储能与光伏的园区多用户综合收益优化[J]. 电力工程技术, 2024, 43(01): 60-67.
- [24] 臧云帆, 夏晟, 李嘉文等. 含共享储能的微电网群分布鲁棒博弈优化调度方法[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(24): 90-101.
- [25] Adefarati T, Bansal R C. Integration of renewable distributed generators into the distribution system: a review[J]. IET renewable power generation, 2016, 10(7): 873-884.
- [26] Yang H T, Liao J T. MF-APSO-based multiobjective optimization for PV system

- reactive power regulation[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2015, 6(4): 1346-1355.
- [27] 王玲玲, 王昕, 郑益慧等. 计及多个风电机组出力相关性的配电网无功优化[J]. 电网技术, 2017, 41(11): 3463-3469.
- [28] Majumder R. Aspect of voltage stability and reactive power support in active distribution[J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2014, 8(3): 442-450.
- [29] Abapour S, Zare K, Mohammadi-ivatloo B. Evaluation of technical risks in distribution network along with distributed generation based on active management [J]. IET generation, transmission & distribution, 2014, 8(4): 609-618.
- [30] Zheng W, Wu W, Zhang B, et al. A fully distributed reactive power optimization and control method for active distribution networks[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2015, 7(2): 1021-1033.
- [31] Li X, Zhao W, Lu Z. Hierarchical Optimal Reactive Power Dispatch for Active Distribution Network with Multi-microgrids[J]. Journal of Electrical Engineering & Technology, 2023, 18(3): 1705-1718.
- [32] 孙浩锋, 章健, 熊壮壮等. 含风光储联合发电系统的主动配电网无功优化[J]. 电测与仪表, 2023, 60(02): 104-110+125.
- [33] 蔡昌春, 程增茂, 张关应等. 基于数据驱动的配电网无功优化[J]. 电网技术, 2024, 48(01): 373-382.
- [34] Ding T, Liu S, Yuan W, et al. A two-stage robust reactive power optimization considering uncertain wind power integration in active distribution networks[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2015, 7(1): 301-311.
- [35] Li Y, Yang R, Zhao X. Integrated reactive power optimization method for active distribution networks based on a quantum Krill Herd algorithm[J]. Electric Power Components and Systems, 2019, 47(14-15): 1398-1412.
- [36] 彭大健, 肖浩, 裴玮等. 基于 ADMM 的共享储能参与电网辅助服务的分布式优化模型[J]. 电力自动化设备, 2024, 44(02): 1-8.
- [37] Wang L, Wang X, Jiang C, et al. Dynamic coordinated active-reactive power optimization for active distribution network with energy storage systems[J]. Applied Sciences, 2019, 9(6): 1129.

- [38] Gabash A, Li P. On variable reverse power flow-part I: Active-Reactive optimal power flow with reactive power of wind stations[J]. *Energies*, 2016, 9(3): 121.
- [39] Samimi A, Nikzad M. Complete active-reactive power resource scheduling of smart distribution system with high penetration of distributed energy resources[J]. *Journal of Modern Power Systems and Clean Energy*, 2017, 5(6): 863-875.
- [40] Huang Z, Zhang Y, Xie S. Data-adaptive robust coordinated optimization of dynamic active and reactive power flow in active distribution networks[J]. *Renewable Energy*, 2022, 188: 164-183.
- [41] 米阳, 申杰, 卢长坤等. 考虑含储能的三端智能软开关与需求侧响应的主动配电网有功无功协调优化[J]. *电力系统保护与控制*, 2024, 52(03): 104-118.
- [42] 张艳丽, 王争冕, 薛成等. 考虑新能源接入的配电网两阶段有功无功协调降损方法[J]. *电网与清洁能源*, 2023, 39(12): 121-129.
- [43] 孙国强, 殷岩岩, 卫志农等. 基于深度确定性策略梯度的主动配电网有功-无功协调优化调度[J]. *电力建设*, 2023, 44(11): 33-42.
- [44] 黄永红, 王玉祥, 孔维健等. 基于改进凸内逼近法的主动配电网有功-无功协调优化[J]. *中国电机工程学报*, 2023: 1-11.
- [45] 郑舜玮, 廖凯, 杨健维等. 基于背靠背变流器互联的多微网主动配电系统有功-无功鲁棒协同优化运行策略[J]. *电网技术*, 2023, 47(12): 5005-5017.
- [46] 李笑竹, 陈来军, 杜锡力等. 考虑退役动力电池衰减特性的新能源场站群共享储能长期规划配置[J]. *太阳能学报*, 2022, 43(05): 499-509.
- [47] 高红均, 刘俊勇, 沈晓东等. 主动配电网最优潮流研究及其应用实例[J]. *中国电机工程学报*, 2017, 37(06): 1634-1645.
- [48] Hota A P, Mishra S. A forward - backward sweep based numerical approach for active power loss allocation of radial distribution network with distributed generations[J]. *International Journal of Numerical Modelling: Electronic Networks, Devices and Fields*, 2021, 34(1): e2788.
- [49] Faramarzi A, Heidarinejad M, Stephens B, et al. Equilibrium optimizer: A novel optimization algorithm[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2020, 191: 105190.
- [50] 罗仕杭, 何庆. 多策略融合改进的均衡优化算法及其应用[J]. *计算机工程与*

- 科学, 2023, 45(08): 1508-1520.
- [51] 李守玉, 何庆, 陈俊. 改进平衡优化器算法的 WSN 覆盖优化[J]. 计算机应用研究, 2022, 39(04): 1168-1172+1189.
- [52] 黄永红, 王玉祥, 孔维健等. 基于改进凸内逼近法的主动配电网有功-无功协调优化[J]. 中国电机工程学报, 2024, 1-11.
- [53] 初壮, 孙健浩, 赵蕾等. 考虑风光与负荷时序特性的主动配电网分布式电源优化配置[J]. 电力建设, 2022, 43(11): 53-62.
- [54] 王依妍, 陈景文. 基于 ISSA 的光储微网混合储能容量优化配置[J]. 智慧电力, 2023, 51(04): 23-29+53.
- [55] 罗苻子. 基于有功/无功协同优化的含 DG 配电网电压控制策略研究[D]. 湖南大学, 2017.
- [56] Reddy S S, Panigrahi B K. Application of swarm intelligent techniques with mixed variables to solve optimal power flow problems[J]. International Journal of Bio-Inspired Computation, 2017, 10(4): 283-292.
- [57] Shaheen A M, El-sehiemy R A, Elattar E E, et al. A modified crow search optimizer for solving non-linear OPF problem with emissions[J]. IEEE Access, 2021, 9: 43107-43120.
- [58] Houssein E H, Hassan M H, Mahdy M A, et al. Development and application of equilibrium optimizer for optimal power flow calculation of power system[J]. Applied Intelligence, 2023, 53(6): 7232-7253.
- [59] Nuaekaeuw K, Artrit P, Pholdee N, et al. Optimal reactive power dispatch problem using a two-archive multi-objective grey wolf optimizer[J]. Expert Systems with Applications, 2017, 87: 79-89.
- [60] Nematollahi A F, Rahiminejad A, Vahidi B. A novel physical based meta-heuristic optimization method known as lightning attachment procedure optimization[J]. Applied Soft Computing, 2017, 59: 596-621.
- [61] Deb K, Pratap A, Agarwal S, et al. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II[J]. IEEE transactions on evolutionary computation, 2002, 6(2): 182-197.
- [62] Belegundu A D, Arora J S. A study of mathematical programming methods for

- structural optimization. Part I: Theory[J]. International Journal for Numerical Methods in Engineering, 1985, 21(9): 1583-1599.
- [63] Zitzler E. Evolutionary algorithms for multiobjective optimization: Methods and applications[M]. Ithaca: Shaker, 1999.
- [64] Zitzler E, Deb K, Thiele L. Comparison of multiobjective evolutionary algorithms: Empirical results[J]. Evolutionary computation, 2000, 8(2): 173-195.
- [65] Sun Y, Yen G G, Yi Z. IGD indicator-based evolutionary algorithm for many-objective optimization problems[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2018, 23(2): 173-187.

攻读硕士学位期间成果

- [1] Wang J, Ge Y*, Wang S N, Gao W G, Wang Y, Chen R F. Economic Dispatching of Virtual Power Plant Considering the Shared Energy Storage[C]. 2023 35th Chinese Control and Decision Conference (CCDC). IEEE, 2023: 4577-4582.
- [2] 王洁, 葛愿*, 汪超, 汪鹏程, 余诺. 基于共享储能的主动配电网无功优化研究[J]. 太阳能学报, 待出版.
- [3] Lin Q Y, Wang J*, Wang P C, Chang T T. Research on Active and Reactive Power Coordination Optimization of Active Distribution Network Based on Shared Energy Storage[C]. 2023 3rd International Conference on Electrical Engineering and Control Science (IC2ECS). IEEE, 2023: 177-181.

致谢

惊风飘白日，光景西驰流。三年的研究生生涯即将结束，回顾这三年来的求学历程，内心百感交集。时光纵使转瞬即逝，但这三年里我也学习到了很多知识，积累了丰富的专业技能，拥有了很多不一样的人生回忆。很感谢这三年来一直帮助我的他们，感谢他们的鼓励和支持让我坚定的走完这三年。

首先感激我的导师葛愿教授。三年来，葛教授对我的学习和研究工作都十分严格，经常会布置很多任务来磨练我的意志锻炼我的技能。同时，葛教授还会带着我参与到很多项目中去学习、进行实验和项目技术专利撰写，这些宝贵的经历在今后的工作中起到了很大的帮助。在撰写小论文的过程中，葛教授也给了很多指导性意见，在毕业论文的选题以及撰写过程中，从文章的立意、创新，到目录、摘要，葛教授都十分耐心地给予我很多建设性的指导意见。从葛教授身上我感受到严谨的治学态度以及负责的工作态度，这都将是我不断学习的标杆和榜样。在此，我葛教授表示深深的敬意。

同时感激这三年来教育过和帮忙过我的所有电气工程学院的教师，从他们的课堂中收获很多专业知识，谨此一并表达我的谢意。还要感谢我的同门，在我科研和项目工作遇到困难的时候给予我很大的帮助。

感激我的父母，在我本科毕业工作后依旧支持我继续读研究生，无论在精神上还是在物质上都给予我莫大的支持。感谢汪鹏程同学，在三年的学习生活中，一直鼓励我，督促我努力学习，在我科研实验遇到困难的时候给予我大力帮助，解决一些我无法解决的实验问题，对此我深表感激。

感激论文的答辩委员们和评阅人，感激您们的宝贵意见。

三年研究生生活即将进入尾声，但我人生新的篇章也即将翻开，步入社会，奔向未来。在今后的工作生活中我将用我的努力来回报所有关心、支持和帮忙我的人，愿大家的明天都会更加完美！

尚德敏学 唯实惟新

