

学号： 222040208
密级： _____

学校代码： 10336

杭州电子科技大学

硕士学位论文 (专业学位)



论文题目： 数据驱动的离网型光储柴微电
网容量配置与能量调度研究

作者姓名： 黄海娟

指导教师： 陈科明 教授

专业学位类别： 电子信息

专业领域： 新一代电子信息技术（含
量子技术等）

所在学院： 电子信息学院

完成时间： 2025 年 05 月

杭州电子科技大学硕士学位论文

数据驱动的离网型光储柴微电网容量配置
与能量调度研究

研 究 生：黄海娟

指导教师：陈科明 教授

2025 年 5 月

**Dissertation Submitted to Hangzhou Dianzi University
for the Degree of Master**

**Data-Driven Capacity Planning and
Energy Management for Off-Grid Hybrid PV-
Storage-Diesel Microgrid Systems**

Candidate: Haijuan Huang

Supervisor: Prof. Keiming Chen

May, 2025

杭州电子科技大学

学位论文原创性声明和使用授权说明

原创性声明

本人郑重声明： 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。除文中已经注明引用的内容外，本论文不含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的作品或成果。对本文的研究做出重要贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式标明。申请学位论文与资料若有不实之处，本人承担一切相关责任。

论文作者签名：黄海娟

日期：2025 年 05 月 30 日

学位论文使用授权说明

本人完全了解杭州电子科技大学关于保留和使用学位论文的规定，即：研究生在校攻读学位期间论文工作的知识产权单位属杭州电子科技大学。本人保证毕业离校后，发表论文或使用论文工作成果时署单位名称仍然为杭州电子科技大学。学校有权保留送交论文的复印件，允许查阅和借阅论文；学校可以公布论文的全部或部分内容，可以允许采用影印、缩印或其它复制手段保存论文。（保密论文在解密后遵守此规定）

论文作者签名：黄海娟

日期：2025 年 05 月 30 日

指导教师签名：陈利明

日期：2025 年 05 月 30 日

摘要

随着全球能源结构向清洁化、低碳化转型，可再生能源的快速发展为应对能源危机与环境挑战提供了关键路径。离网型光储柴微电网作为高效的能源解决方案，在偏远地区、岛屿及无电区域得到广泛应用。然而，该系统仍面临诸多挑战：现有容量配置方案未充分结合当地光照、气候条件、负荷需求以及运行离网的运行环境，同时未能全面权衡经济与环境成本；缺乏对各单元运行状态的实时监测与故障报警能力；难以通过精准预测实现长期经济运行的能量调度。

本文基于目前业内的需求和不足的现状，以实际应用场景为基础，设计了一套离网型光储柴微电网。该微电网的核心是光储柴自动切换柜，将光伏发电单元、储能单元、柴油发电机及负荷接入，实现本地屏系统、云平台及软件应用的一体化使用，以此构建完整的离网型微电网架构。所有能源单元均接入切换柜，实现了对不同能源形式的智能监控与调度。系统通过定制化软件与本地屏系统提供实时数据监测、参数配置等功能，从而优化能源监控调度。

离网型微电网的容量优化配置是平衡经济性、可靠性与环保性的关键挑战。本文提出一种基于改进元启发式算法的双层优化方法：在算法层，融合遗传算法（Genetic Algorithm, GA）与蚁群算法（Ant Colony Optimization, ACO）构建混合优化框架（GA-ACO），通过混沌映射初始化种群以提升多样性，并设计动态线性变换的适应度缩放机制抑制早熟收敛；在模型层，建立以全生命周期成本、供电可靠性及环保为核心的多目标优化模型，采用层次分析法量化目标权重以生成最优折衷方案。实验结果表明，相较于标准 GA 和标准 ACO，所提方法收敛速度分别提升 8.5% 和 15.6%，而且其求解精度亦较单一算法提升 8.3% 以上，验证了该方法在提升离网微电网投资效益与低碳性能方面的优势。

针对离网微电网能量调度中预测精度不足与多目标调度优化难题，本文提出数据-模型混合驱动的光伏预测-调度模型决策耦合优化框架。在预测层，设计融合 Tent 混沌映射初始化、非线性收敛因子更新及模拟退火扰动机制的改进灰狼算法（Grey Wolf Optimizer, GWO），实现支持向量机回归（Support Vector Regression, SVR）超参数的优化，对晴天和多云进行预测。在调度层，构建运行成本与环境惩罚成本的双目标优化的微网运行模型，通过采用引入精英策略和拥挤度比较机制的对非支配排序遗传（Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II, NSGA-II）求解，使得生成帕累托前沿，并使用 TOPSIS 的多目标决策方法实现方案优选。实验表明，相较传统专家经验策略，所提方法在多云时柴油的运行成本显著降低，降低了 70.17%，同时光伏利用率也相对专家策略提高 36.89%，验证了预测-调度协同优化机制在提升系统经济环保综合性能方面的优势。

关键词：离网型微电网，光储柴微电网，容量配置，光伏预测，能量调度优化

ABSTRACT

Amidst the global energy transition toward cleaner and low-carbon paradigms, the rapid advancement of renewable energy has emerged as a pivotal strategy to address energy security crises and environmental challenges. Off-grid photovoltaic-storage-diesel (PV-storage-diesel) microgrids, serving as efficient decentralized energy solutions, have witnessed extensive deployment in remote regions, islands, and non-electrified areas. Nevertheless, critical challenges persist: existing capacity allocation methodologies insufficiently integrate localized solar irradiation patterns, microclimatic conditions, load profiles, and off-grid operational constraints while failing to holistically reconcile economic viability with environmental sustainability; deficiencies exist in real-time operational state monitoring and fault diagnostics across system components; and challenges remain in achieving long-term economic dispatch through precision forecasting-driven energy management.

Leveraging an application-centric design philosophy, this study develops an off-grid PV-storage-diesel microgrid architecture addressing current industry gaps. The system's technological nucleus resides in an intelligent auto-switching cabinet that orchestrates the integration of photovoltaic arrays, energy storage systems, diesel generators, and loads, thereby enabling synergistic coordination of local HMI systems, cloud platforms, and proprietary software suites to establish a comprehensive microgrid ecosystem. All energy assets interface through this switching infrastructure, facilitating multi-modal energy monitoring and intelligent dispatch. Custom-developed software integrated with local control panels delivers real-time supervisory control, data acquisition (SCADA), and parametric configuration capabilities, thereby enhancing operational optimization.

The optimal capacity configuration of off-grid microgrids constitutes a multi-criteria optimization challenge balancing techno-economic performance, reliability, and ecological impacts. This research proposes a bi-level optimization framework incorporating enhanced metaheuristic algorithms: At the algorithmic stratum, a hybrid GA-ACO architecture synergistically combines Genetic Algorithm (GA) and Ant Colony Optimization (ACO), employing chaotic mapping for population initialization to enhance solution diversity while implementing dynamic linear fitness scaling to mitigate premature convergence. At the modeling stratum, a tri-objective optimization model is formulated with lifecycle cost minimization, Loss of Power Supply Probability (LPSP) reduction, and carbon footprint mitigation as core objectives, employing Analytic Hierarchy Process (AHP) for weighted multi-criteria decision-making. Experimental validation demonstrates 8.5% and 15.6% accelerated convergence relative to canonical GA and ACO implementations respectively,

coupled with $\geq 8.3\%$ improvement in solution precision, thereby substantiating the method's superiority in enhancing microgrid investment returns and low-carbon performance.

To address the dual challenges of prediction inaccuracy and multi-objective scheduling complexity in off-grid microgrid operations, this thesis proposes a hybrid data-model driven co-optimization framework integrating photovoltaic forecasting with dispatch scheduling. The prediction module employs an enhanced Grey Wolf Optimizer (GWO) incorporating Tent chaotic initialization, adaptive nonlinear convergence operators, and simulated annealing perturbations to optimize Support Vector Regression (SVR) hyperparameters for irradiance forecasting under clear and cloudy skies. The scheduling layer establishes a dual-objective optimization model minimizing operational expenditures and environmental penalties, solved via an elite-preserving NSGA-II algorithm with crowding distance mechanisms to generate Pareto-optimal frontiers. Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution (TOPSIS) subsequently enables multi-criteria decision analysis. Empirical results demonstrate 70.17% reduction in diesel generation costs under overcast conditions compared to conventional heuristic strategies, alongside 36.89% improvement in PV utilization efficiency, thereby validating the framework's capability to enhance comprehensive economic-environmental performance through prediction-scheduling co-optimization.

Keywords: Off-grid microgrid, PV-storage-diesel microgrid, Capacity configuration, PV power forecasting , Energy dispatch optimization

目录

摘要.....	I
ABSTRACT.....	II
目录.....	V
1 绪论.....	1
1.1 研究背景和意义.....	1
1.1.1 研究背景.....	1
1.1.2 研究意义.....	2
1.2 国内外研究现状.....	3
1.2.1 离网型微电网研究现状.....	3
1.2.2 离网型微电网容量配置研究现状.....	4
1.2.3 离网型微电网能量调度研究现状.....	6
1.3 论文各章节安排及关系说明.....	7
2 离网型光储柴微电网设计.....	9
2.1 系统总体设计.....	9
2.1.1 需求分析.....	9
2.1.2 总体架构.....	10
2.2 能量管理机设计.....	12
2.2.1 黑启动控制.....	14
2.2.2 离网能量平衡控制.....	16
2.2.3 储能 SOC 自动维护控制.....	16
2.3 云平台设计.....	17
2.3.1 设备云平台.....	17
2.3.2 业务云平台.....	17
2.4 应用层设计.....	19
2.4.1 架构设计.....	19
2.4.2 本地屏设计.....	20
2.4.3 Web 设计.....	22

2.4.4 App 设计	24
2.4.5 系统硬件展示	25
2.5 本章小结	27
3 基于改进遗传蚁群的容量配置优化方法	28
3.1 容量优化配置方法分析	28
3.2 微电网功率模型	28
3.2.1 光伏发电系统	28
3.2.2 储能系统	31
3.2.3 柴油发电机	31
3.3 容量优化配置模型	32
3.3.1 目标函数	32
3.3.2 约束条件	34
3.3.3 层次分析法	34
3.4 遗传和蚁群算法理论	37
3.4.1 遗传算法	37
3.4.2 蚁群算法	39
3.4.3 混合算法	40
3.4.4 改进算法步骤	41
3.5 算例分析	43
3.5.1 基础数据	43
3.5.2 算法对比	45
3.6 本章小结	46
4 基于预测光伏功率的多目标能量调度方法	47
4.1 能量调度方法分析	47
4.2 预测算法选型	48
4.3 数据集的定义与分析	48
4.3.1 数据预处理	48
4.3.2 模型评估指标	49
4.4 基于改进 GWO 的 SVR 光伏功率预测	50
4.4.1 支持向量机理论	50

4.4.2 灰狼算法及其改进.....	55
4.4.3 预测模型的具体实现.....	58
4.5 光伏预测算例分析	59
4.6 基于 NSGA-II 和 TOPSIS 方法求解多目标模型的实现	61
4.6.1 多目标能量优化调度模型.....	61
4.6.2 优化调度策略.....	61
4.6.3 目标函数.....	63
4.6.4 约束条件.....	63
4.6.5 NSGA-II 算法原理.....	63
4.6.6 NSGA-II 算法的优化.....	65
4.6.7 TOPSIS 简介	67
4.6.8 TOPSIS 求解流程	67
4.7 能量调度算例分析	68
4.8 本章小结	70
5 总结与展望.....	72
5.1 总结	72
5.2 展望	73
致谢.....	74
参考文献.....	75
附录.....	80

1 绪论

1.1 研究背景和意义

1.1.1 研究背景

2020 年 9 月，国家主席习近平提出，中国将进一步增强国家的自主贡献，采取更有力的政策和措施，力争在 2030 年前实现二氧化碳排放达峰，并力争在 2060 年前完成碳中和目标。随着“双碳”目标的提出，电力行业迅速响应，推动我国能源结构从依赖化石燃料转向以新能源为主的新型能源体系^[1]。新型电力系统将清洁低碳、安全可靠、灵活智能、高效开放等特点进行结合，实现了对传统电力系统的深度革新，是电力系统建设朝着现代化迈进的必然趋势。以产业模式、生产方式及技术体系的创新为抓手，进一步促进了新型电力系统的发展，为我国绿色低碳发展提供了清晰路径，推动可持续发展的进程。这不仅对环境污染可以有效减少，而且对于碳排放的大气污染也有帮助，进一步推进生态文明建设和可持续发展建设，为我们最终达成碳达峰和碳中和这两大目标提供重要支持。

截至 2024 年底，全国光伏发电累计装机容量 886.7 GW。与 2023 年底的光伏发电累计装机容量 441.4 GW 相比，增长 277.2 GW，如图 1.1 所示。作为可再生能源的重要部分，光伏发电的装机容量持续快速增长，彰显了我国能源转型的坚实步伐。随着技术的迭代更新和光伏发电的成本的降低，光伏发电将会进一步占据更大市场份额，逐步取代传统化石能源，成为发电体系的核心力量。

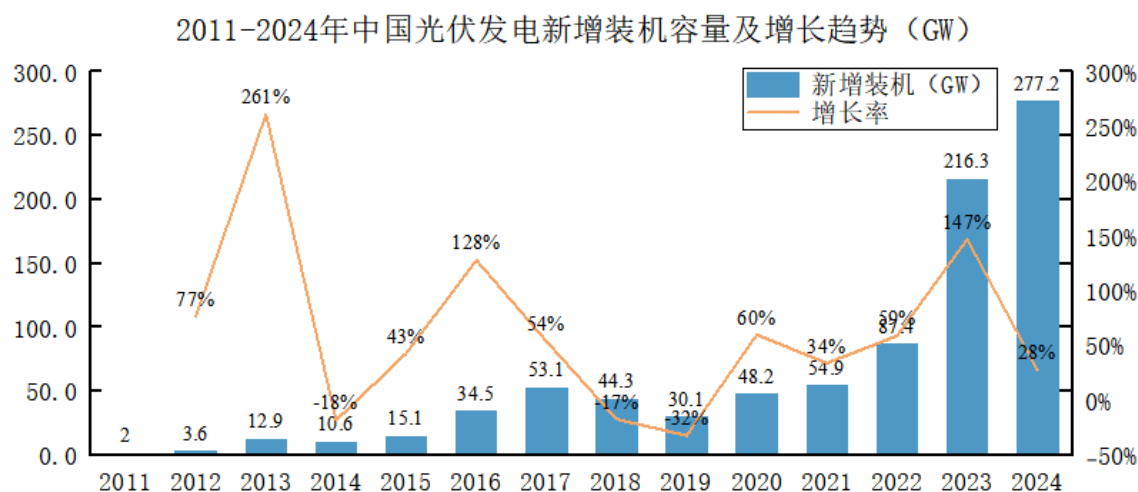


图 1.1 2011 年-2024 年我国光伏发电装机容量及增速情况

然而，分布式电源的出力波动性给电力系统的运行和控制带来了巨大挑战。为应对这一问题，微电网^[2]的概念应运而生，并逐渐发展为实现分布式电源并网的有效解决方案。微电网具有并网与离网两种运行模式，相较于传统电网，微电网具有独特的优势，可以灵活部署

在负荷点附近，显著减少电力传输中的损耗，从而降低整体发电成本，推动绿色经济型电网的建设。

1.1.2 研究意义

像海岛、沙漠和高山等偏远地区，用电时段比较分散，所以每日所需的总电力负荷较低，如果要建设输电线路，则意味着需要面临着比一般地区要考虑更多的因素，同时也意味着更高的建设成本。随着光伏发电技术的不断迭代更新，使得光伏组件价格比以往降低了很多，所以在这些地区通过光伏、储能与柴油发电机组组成离网型微电网系统^[3]，成为一种经济且环保的解决方案。如图 1.2 所示，在离网型光储柴微电网简图中，光伏是主要的电力来源，柴油发电机作为备用电源，储能系统负责存储多余电量。在微电网系统中，尤其是离网型微电网，合理配置各个组成部分的容量，并实施优化的能量调度策略，是确保系统经济性和可靠性的重要因素。若未能合理匹配各微源的容量并进行有效的能量调度，微电网的电能供应在环保性、可靠性和安全性方面将难以得到保障。

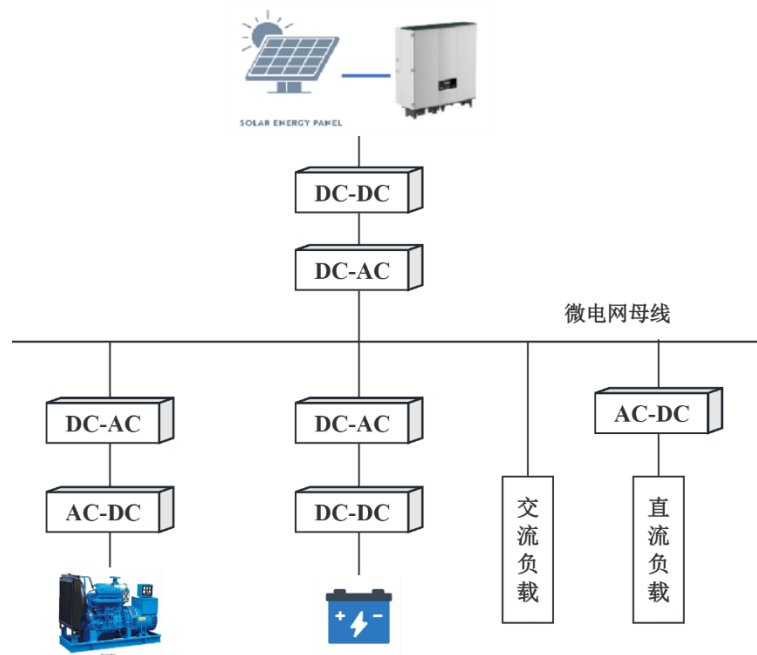


图 1.2 离网型光储柴微电网简图

对于离网型微电网系统而言，合理的容量配置意味着在满足用户需求的同时，优化资源利用和有效控制成本。通过合理配置，使得离网型微电网能够在不同环境和条件下能够稳定运行，避免因容量过剩而导致资源浪费，或因容量不足而无法满满足电力供应需求。同时，这种配置能够降低系统建设和运维成本，提高整体能源利用效率，进而增强微电网的经济性和可持续性。然而，目前离网微电网的容量配置仍存在问题，主要包括负荷不准确，导致配置难以达到最优状态；高昂的初期投资可能因不合理的配置而造成资金浪费；系统效率低、可扩展性差等问题；以及对政府补贴的过度依赖，这些因素都增加了项目的经济风险。此外，

忽视环境影响、维护管理的复杂性，以及能量管理策略的不足，也是当前容量配置面临的关键问题，这些问题在一定程度上影响了离网微电网的运行效率、成本控制和长期可持续发展。

同样，由于太阳能这种可再生能源具有出力不确定性，而负荷需求也会随时间动态变化，这为离网型微电网的能量调度带来了挑战。因此，制定优化的能量调度策略显得尤为重要。通过高效的调度与优化，不仅能够实现发电侧与负荷侧的能量供需平衡，还能有效缓解可再生能源波动所带来的影响，从而提升系统的稳定性和连续性。此外，这些策略可以动态调整储能设备的充放电状态，合理分配有限资源，确保电力供应的可靠性，同时提高可再生能源的利用效率，减少对燃料的使用，降低系统的运行成本，并提升系统整体效率和环境友好性。优化的能量调度策略对于离网型微电网的长期稳定运行和可持续发展至关重要。

本文所研究的是离网型光储柴微电网，主要适用于无电网接入的场景之下，如偏远地区、海岛或者某些特殊场景。本文基于上述问题深入改进，设计并实现了一个离网型光储柴微电网，以便于可以更好地利用当地的资源条件以及让能量更好地进行控制。

1.2 国内外研究现状

1.2.1 离网型微电网研究现状

国外在微电网技术方面的研究起步较早，尤其是美国。1999年，美国电力可靠性技术联盟（CERTS）率先针对微电网体系展开系统性研究，重点探讨其架构设计、运行控制及经济效益等核心问题。经过三年深化研究，该机构于2002年构建出完整的微电网理论体系。这一开创性研究成果不仅奠定了现代微电网技术的基础框架，更在二十余年的学科发展中持续保持理论指导地位，至今仍是该领域公认的核心理论范式。美国在离网型微电网能量管理领域的探索中，其研究体系主要围绕四大核心方向展开：分布式能源的稳定性强化、供电质量优化、运行成本压缩及控制精度提升。为验证理论成果的工程可行性，美国能源部携手通用电气等业界巨头，系统性部署了多个微电网实证基地。此类示范项目通过整合先进能量调度算法与智能硬件设备，为离网系统的商业化应用提供了关键性技术验证平台^[4]。为优化能源管理效能，美国麻省理工学院科研团队创新性地开发出虚拟电厂技术框架。该技术通过系统整合分散式电力资源与储能装置，构建动态协同网络，在提升能源调度经济性的同时，显著降低碳排放强度。这一突破性方案凭借其对分布式发电集群的高效协调能力，被视为支撑未来清洁能源规模化应用的关键技术路径^[5]。欧洲的离网型微电网发展具有高水平的技术、多样化的应用场景以及政策大力支持等特点。而其研究的重点，则集中在国际领先的科技突破和创新技术难题上，特别是在微电网的控制策略与能量管理方法方面。总体而言，多元化和智能化的趋势，正是欧美地区在离网型微电网能量管理领域研究的特征，这为离网型微电网的可持续发展提供了强有力的支持。这样的研究方向促进了该技术在实际应用中的进步与普及。

中国微电网技术演进可划分为技术储备期与规模化发展期两大阶段。在技术探索初期（2008~2015年），国内微电网体系以风光互补模式为突破口，开启可再生能源分布式应用

实践。受限于光伏组件初期高昂的成本压力，该阶段能源布局以技术成熟度更高的风力发电为主导方向。为突破关键技术瓶颈，国家依托“863 计划”、“973 计划”等战略性科研工程，构建产学研协同创新机制，重点投入微电网系统集成、储能调控等核心技术的研发攻关，为后续产业化奠定基础。同时，“北方地区 MW 级分布式冷热电联供系统集成技术与示范工程”也开始执行，探索低温热能的阶梯利用，为可再生能源和微电网的结合奠定了基础。中国电力体制改革在 2015 年迎来重要政策突破，当年出台的《深化电力体制转型纲领性文件》明确提出系统性重构能源产业格局的战略方向。该政策以产业结构优化为核心抓手，通过技术标准升级与运营模式创新双轮驱动，着力破解传统电力体系效率瓶颈。方案特别强调构建多维度市场交易机制，包括建立跨区域电力交易平台、完善辅助服务市场体系等关键举措，旨在形成供需精准匹配的能源资源配置网络，为可再生能源规模化消纳和新型电力系统建设提供制度支撑。这一改革框架标志着我国电力市场从单一主体垄断向多元协同治理的深度转型。

进入快速发展阶段（2016 年至今），随着国家经济的高速发展和相关政策的逐步出台，微电网行业步入了快速增长期。政策扶持、市场需求和新能源应用的快速发展共同推动了微电网技术的成熟和广泛应用。特别是在离网型微电网的建设方面，技术展现出了巨大的潜力和价值。我国离网型微电网的研究主要集中在优化设计、关键技术突破和实际应用方面。我国沿海区域近年来加速推进离网型微电网创新实践，形成多个具有示范意义的标杆项目。以广东省珠海担杆岛微电网为例，该项目作为国内首个独立型微电网示范工程，率先构建智能能量管理平台，通过实时优化风光储协同运行，有效验证了海岛环境下的系统可靠性与经济性，为同类项目提供关键性技术范式。与此同时，山东烟台长岛微电网群工程创新采用分布式协同控制架构，通过多级能量管理系统的动态协调，不仅实现微电网集群的电压频率稳定控制，更将可再生能源渗透率提升至 78%，显著强化了区域电网的弹性与清洁能源消纳能力。这些工程实践为离网系统的规模化推广积累了核心技术与运维经验。

回顾我国微电网的发展历程，技术的不断成熟和创新为微电网在特定应用场景中的广泛应用提供了坚实的基础，特别是在离网型微电网和可再生能源消纳等领域，微电网技术已显示出其独特的优势和重要性。

1.2.2 离网型微电网容量配置研究现状

离网型微电网的容量配置是确保系统可靠运行、经济性运行和环境可持续发展的核心环节，直接决定了电网的整体性能和使用效果。在远离主电网的地区，离网型微电网承担着独立供电的任务。通过合理配置光伏组件、储能设备和柴发的容量，能够在复杂的气象条件和负荷波动下，确保系统具备持续稳定供电的能力，有效降低电力中断和负荷缺电的风险。微电网容量配置优化旨在实现对可再生能源的最大化利用，这不仅能够提高能源利用效率，还可显著减少对燃料的依赖，降低碳排放和环境污染。

当前关于离网型微电网容量配置的研究，主要聚焦于优化经济性和可靠性这两个核心目标。在经济性方面，研究通过降低系统建设成本、运行维护费用和能量损耗，力求以最小的投入实现供电需求。在可靠性方面，则通过优化容量配置减少负荷缺电率，确保电力系统的稳定性和连续性。文献^[6]出了一种基于经济性和可靠性的目标函数的混合算法来求解离网型微电网的配置问题，并且取得了一定的优化效果，但研究中未详细说明经济性和可靠性在目标函数中的具体权重分配。这种不明确的权重定义可能导致在实际应用中优化结果偏向于某一方面，而不能很好地平衡这两个目标。文献^[7]提出了一种基于全寿命周期成本的容量配置优化，主要集中在经济性上，虽然提到了系统的稳定性和可靠性，但没有明确将这些因素纳入优化目标。文献^[8]提出了一种构建了一种光储微电网双目标容量优化模型，创新性地采用全生命周期成本分析与系统失负荷概率评估相结合的决策框架，通过多目标遗传算法实现经济性与供电可靠性的动态平衡。然而，该模型尚未将碳排放环境效益指标纳入评价体系，也没有考虑柴油发电的部分。文献^[9]研究了微电网的容量配置及其经济性损失。首先建立了考虑储能系统与风电机组出力特性的孤岛微电网时间序列模型，并采用负荷削减和储能控制策略评估运行可靠性。然后针对不同微电源容量配置，对改进的 IEEE-RBTS Bus 6F4 馈线网络进行了可靠性评估并计算了各配置下的停电损失。结果表明，不同的配置方式显著影响微电网的可靠性和经济性。文献^[10]针对多电源微电网，研究显示电源分布及容量配置显著影响经济性。通过建立降低运行成本的潮流模型并以自平衡率和换流器损耗为指标提出控制策略，利用遗传算法优化得出最佳容量配置方案，证实增加电池容量及风电机组与光伏的协调配置能提升微电网的运行经济性。

优化方法通常分为单目标优化和多目标优化两类。单目标优化以单一目标为核心，例如将经济成本或供电可靠性作为唯一的优化方向；而多目标优化则综合考虑多个维度，例如同时优化经济性、可靠性与环境效益，采用权衡方法在各目标之间取得平衡。通过这些方法的应用，容量配置研究正在为离网型微电网系统的高效运行提供科学依据和优化策略。文献^[11]采用了北方苍鹰算法（Northern Goshawk Optimizer, NGO）来优化单目标的微电网的容量配置，这是一种较新的群智能优化算法，已被证明在某些优化问题上具有良好的收敛性和效率，但是只是考虑到光伏和储能的容量，没有考虑到柴油发电机的容量大小。文献^[12]建立了一个由风力机、微型燃气轮机、柴油发电机和燃料电池组成的孤岛模式微电网系统。针对标准粒子群优化算法存在的早熟和收敛问题，提出了一种动态惯性权重调节的增强型粒子群优化算法，通过引入非线性自适应学习机制与收敛速度协同调控策略，实现了算法寻优能力的显著提升。文献^[13]建立了一个混合系统容量配置多目标优化模型，旨在最小化总成本并优化系统集成参数。通过麻雀搜索算法求解该模型，从而实现风光储联合系统的最优容量配置。

综上所述，降低成本和提升可靠性这两个核心目标是离网型微电网容量配置的研究主要方向。虽然采用了多种优化算法和策略，诸如混合算法和基于全寿命周期成本的优化等，这些研究依然存在一些局限性，如未能明确权重分配和忽略环保因素。因此，未来研究需更加

注重多目标优化的综合性和均衡性，尤其是在全球气候变化和环境保护日益重要的背景下，探索包括环保在内的更全面的优化目标，以确保离网型微电网系统的高效、可持续运行。

1.2.3 离网型微电网能量调度研究现状

微电网系统运行优化目标因应用场景不同而有所差异，通常包括经济性、可靠性和安全性等指标。微电网的运行约束包括电力平衡约束、储能容量和充放电速度约束、发电设备输出功率约束等^[14]。在离网型微电网能量优化调度研究中，如何有效降低影响微电网运行成本提升运行的稳定性的关键因素并实现合理稳定控制是能量优化调度中的核心问题。在相关研究中，优化目标通常集中于微电网系统的可靠性、环保性和经济性。然而，在实际工程应用中，优化调度问题往往更加复杂，需要综合考虑诸如光伏的稳定性、负荷大小、电力可靠性、环保成本等多方面因素，这些因素对微电网的整体运行性能有着重要影响。因此，在能源结构转型背景下，开展微电网多目标协同优化调度研究不仅为分布式能源系统规划提供理论支撑，更为实现微电网的高效协同运行提供创新解决方案，兼具学术价值与工程实践意义。

文献^[15]为了降低计算复杂度并保护信息安全，提出了一种两阶段分层协调的能量调度模型。该模型首先在本地级别最小化单个微电网的运营成本，然后在社区层面通过配对算法优化能量交易，进一步降低成本并提升经济效益。文献^[16]利用梯度提升树算法（Light Gradient Boosting Machine, LGBM）对能量优化模型进行两阶段分层，通过构建目标函数以降低运营成本，同时保障系统的供需平衡，实现能量优化。文献^[17]建立了考虑光储系统特性的混合整数线性规划（Mixed Integer Linear Programming, MILP）模型，以最小化一天内的总运行成本为目标函数，利用天牛算法进行求解，主要确定光伏、储能设备及其他可控资源的出力计划，再引入了基于规则的实时调整机制，在实际运行过程中根据最新信息（如天气预报更新或即时负荷测量）对第一阶段制定的日调度方案进行滚动修正，从而更好地适应实际情况的变化。文献^[18]围绕高渗透率光储柴微电网的多目标协同优化问题，提出融合动态能量管理的全生命周期优化框架。该研究以光储柴混合能源组网为核心，在实现负荷功率精准追踪的同时，创新引入混合储能系统的循环寿命衰退模型，通过量化电池充放电深度与容量衰减的非线性关联，构建了兼顾运行经济性与设备耐久性的多维度评价体系。文献^[19]设计了一套集成需求响应和日前策略的能源管理系统，利用深度学习中的时间-长短期记忆网络来优化可再生能源的负荷预测与发电调度，从而有效降低运营成本。文献^[20]提出了一种新颖的混合方法，即结合了小龙虾优化算法（Crayfish Optimization Algorithm, COA）与混合量子神经网络（Hybrid Quantum Neural Network, HQNN）的微电网能源管理策略，通过整合先进技术来提高效率并降低运营成本。文献^[21]构建了 VMD 残差优化双向长短期记忆网络（Bidirectional Long Short-Term Memory, BiLSTM）的短期负荷预测模型和改进黑猩猩算法的风功率预测方法，及基于麻雀搜索算法的微电网经济优化调度模型，以提高预测精度和降低经济成本。

综合来看，当前针对微电网能量调度优化研究已提出了多种先进的策略。因此，未来的研究应注重预测与能量调度相结合，使得能量调度不只是一个固定的模式，而是一种动态调

整的调度方法。同时在进行多目标求解时，在可靠性的前提下，结合经济性、环保性等评价指标，并利用多目标算法进行求解。然而，现有方法在计算复杂性、模型构建难度以及大规模法的计算复杂度，同时强化对微电网与大电网交互的经济效益评估，并进一步提升优化模型的实际可操作性，为智能微电网的全面应用提供技术支持。科学合理的调度策略可以显著提高微电网的能量利用率，并有助于扩大其应用范围。例如，在离网型微电网中，智能化调度可以在外部环境（如气象条件变化）和内部需求（如负载波动）之间建立动态平衡，同时优化储能系统的充放电过程，从而保障微电网的可靠性和稳定性。这不仅提升了微电网的运行效率，还为新能源的推广与普及提供了技术支持。

总而言之，离网型微电网的能量调度优化是智能电网发展不可或缺的一部分。通过实施精准预测以及多目标优化调度，不仅可以显著提升微电网的整体性能与经济效益，还能促进可再生能源的高效利用，为构建绿色、智能的能源系统提供强有力的技术支持。然而，当前针对离网型微电网能量调度的研究仍相对有限，特别是在预测技术与能量调度策略的结合方面，尚存在诸多挑战。未来研究应重点关注这一领域，以开发更为精准和有效的解决方案，从而进一步推动离网型微电网的发展和技术进步。

1.3 论文各章节安排及关系说明

本文针对目前离网型微电网存在的不足深入研究，设计并搭建一个功能丰富的离网型光储柴微电网，包含采集、下发命令和能量调度等功能。以下是主要的研究概述和工作情况：

第一章：绪论。本章首先详细介绍离网型光储柴微电网及其关键技术的研究背景和意义。然后对其容量配置优化和能量调度进行研究调查，并根据需求分析确认具体功能模块的实现思路。

第二章：离网型光储柴微电网设计。本章首先进行系统总体设计和业务需求分析，详细介绍整个系统整体架构，并且对各个组成部分进行设计实现，包含自动切换柜的设计能量管理机的设计、本地屏、Web 平台设计和 App 设计等，最后进行效果展示。

第三章：基于改进遗传蚁群的容量配置优化方法。本章旨在优化光伏、储能和柴油发电机联合运行系统的容量配置，综合考虑经济性、可靠性和环境友好度，以这三个指标的综合评估最小化为核心目标函数，构建了基于非线性规划理论的微电网容量配置模型。采用遗传算法、蚁群算法及其改进的混合算法三种算法对比求解出最优配置。

第四章：基于预测光伏功率的多目标能量调度方法。本章节聚焦于离网型微电网，首先利用历史数据对光伏功率进行短期预测，并使用晴天和多云类型进行对比，以掌握可再生能源的出力变化。基于此，构建以经济性和环保性为目标的函数，并引入适用于离网运行的约束条件。通过优化算法求解，确定未来一日内光伏、柴油发电机和储能设备的调度方案，并与传统的专家策略进行对比，为离网型微电网的高效运行提供优化调度策略。

第五章：总结与展望。本章会对离网型光储柴微电网的整体设计和关键结果进行总结。并且分析设计的不足和对相关方案进行展望。

章节关系说明：第一章（绪论）奠定研究背景与需求，第二章搭建微电网系统框架（硬件与软件设计），为第三章容量优化提供物理基础，使后者能针对光伏、储能、柴油机容量进行多目标配置；同时，第二章的系统架构为第四章能量调度提供运行环境，后者基于光伏预测与实时约束生成调度策略。第三章侧重设计阶段的容量规划，第四章聚焦运行阶段的动态调度，两者以第二章为共同基础，从不同维度优化系统性能，最终通过第五章总结闭环。

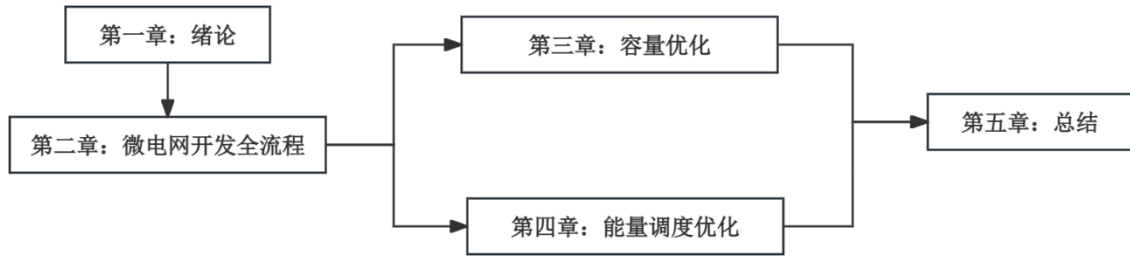


图 1.3 章节关系图

2 离网型光储柴微电网设计

在应对传统光储柴微电网面临的挑战，特别是在无市电接入、完全离网的环境中，本文设计并实现了一套离网型光储柴微电网。该系统核心为光储柴自动切换柜，结合云平台、本地屏、Web 平台和手机 App，连接光伏模块、储能模块、柴油发电机和负荷，形成离网型微电网。将所有设备接入到自动切换柜中，实现各类能源的监控和相关调度，并通过定制的远程软件和本地屏实现数据显示、参数设置等功能，从而进一步实现后期运行优化多目标能源调度的功能。

2.1 系统总体设计

2.1.1 需求分析

对本文设计的离网型光储柴微电网，主要需求有以下部分：

（1）应用场景：主要应用于偏远地区或海岛的生活区。这些区域地理条件复杂，市电接入困难，需要构建一套完全独立运行的能源供应系统，满足当地居民日常生活的各类用电需求。

（2）原供电状况：过去，当地主要依靠柴油发电机供电，每天运行时长约 14 小时，不仅柴油消耗量大，发电成本高，而且发电机运行时产生的噪声、废气对当地环境造成不良影响，亟需更环保、经济的供电方案。

（3）能源分配：在光照良好时，以光伏发电作为主要供电来源，充分利用当地丰富的太阳能资源。当光伏受天气等因素影响出力不稳定时，储能系统及时介入，保障电力供应的稳定性。柴油发电机则作为夜间以及雨季等光照不足时段的后备电源，确保电力供应不中断。

（4）供电目标：无论昼夜、晴雨，系统都要保证 24 小时持续稳定供电，满足居民日常生活的各类用电需求，维持正常生活秩序。

（5）数据可视化分析，电流、功率、发电量和电池的 SOC 等数据可以通过图的方式展现，历史信息可以从年月日等维度进行图表展示。

（6）提供多种可交互的产品，通过本地屏、Web 平台、App 等方式让用户能够便捷进行数据的实时监测和对各类设备的远程操作。

（7）系统具备扩展性，有能力与其它微电网形成大电网，每个站点可以与彼此和主系统通信，并且可以在后期优化各个微源的容量。

在设计一个稳定可靠的离网型光储柴微电网时，前期的容量配置和后期运行时能量调度确实是两个非常关键的方面。以下是对这两个重点的研究方向：

(1) 针对一个稳定可靠的系统，微电网的容量优化配置是一大重点，前期微电网平台搭建好后，需要对各个微源容量进行优化，需要根据负荷、当地的太阳辐射强度、温度等以及综合考虑经济性、可靠性和环保性合理优化出光伏、储能和柴油发电机的容量。

(2) 离网型微电网的能量调度优化也是重难点问题，合理的能量调度优化策略有助于实现光伏、储能、柴油发电机和负荷之间进行多目标协调。在进行调度之前，合理地光伏功率进行预测，能够为后续能量调度优化提供输入，实现经济、环保和可靠运行。

2.1.2 总体架构

根据需求可知，微电网的总体设计结构如图 2.1 所示。该系统以光储柴自动切换柜为核心设备，结合云平台、本地屏、Web 平台和手机应用进行智能监控与管理，系统连接光伏发电单元、储能单元、柴油发电机和负荷，形成一个完整的离网型微电网。其中，光伏发电单元和储能单元提供绿色能源，柴油发电机作为备用电源，确保系统在各种情况下都能稳定运行。本地屏系统和云平台则负责实时监测和控制整个系统的运行状态，Web 平台和手机应用则为用户提供便捷的远程操作和信息查询功能。如图 2.2 所示是微电网的架构示意图，由图中可以看出，在云平台上进行后续的基于光伏功率预测的多目标能量调度功能。该系统具备智能自动管理和远程实时运维等功能。需要定制开发的部分包括：光储柴自动切换柜、本地屏和云平台及相关的 App 和 Web 应用，其中光储柴自动切换柜包括微网能量管理机和微网配电箱。



图 2.1 微电网总体设计

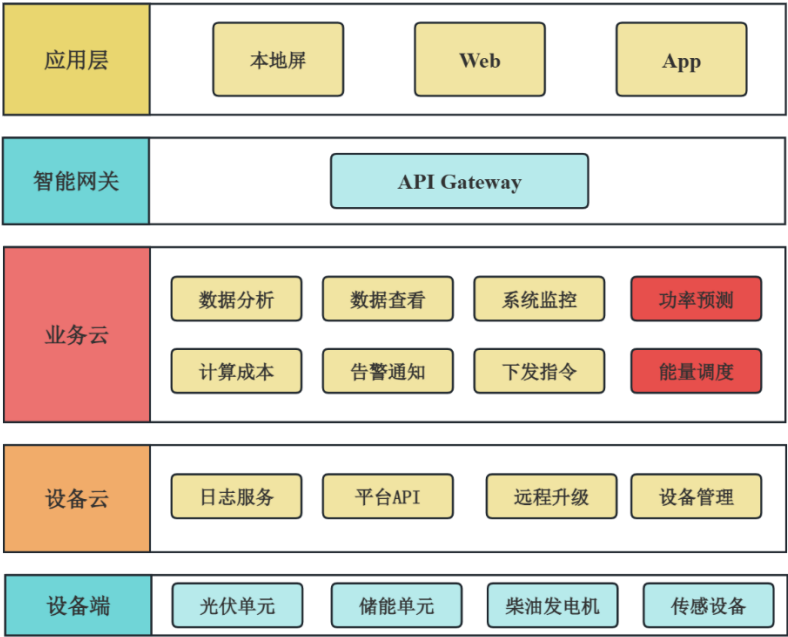


图 2.2 微电网架构示意图

能量管理机的功能通过设备的接入（光伏、柴油发电机、储能模块和负荷）实现数据的采集和上报给云平台，使得用户在客户端实现对设备的控制与相关数据的显示，并且还可以和本地屏通信。为了使得系统运行更加经济、可靠和环保，会以经济性和环保性为目标构建目标函数，进行优化求解，协调微电网内部各分布式光伏、储能、负荷间的交互，更经济、高效和安全地实现了微电网在不同运行方式下的控制与管理。根据微电网内部各分布式光伏、储能、负荷的控制、响应特性，通过优化控制储能、分布式光伏出力等，实现了离网时的能量平衡和优化运行。

微网配电箱确保了各个用电设备能够获得所需的电力供应。主要实现电气开关、保护和电量计量等功能。当电流超过安全值时、发生短路故障时配电箱内的断路器或熔断器会自动切断电路，防止电线过热引发火灾。同时还配备有电表，用于监测电量消耗、电压、电流等参数，帮助了解自身的能源使用状况，并据此优化用电策略。

本地屏系统通过标准化工业协议与能量管理机互联，支持实时数据双向传输，本地屏系统接收能量管理机的优化调度指令后，可以开关光伏逆变器、柴油发电机或储能变流器，动态调整储能充放电功率，或限制柴油机出力范围。

云平台设计涵盖了设备云平台和业务云平台两个方面。设备云平台作为底层数据枢纽，通过标准化通信协议与光伏逆变器、储能系统、柴油发电机等终端设备建立安全连接，实现设备状态数据的实时采集与传输。业务云平台则聚焦于数据价值挖掘与业务逻辑实现，利用机器学习模型对历史数据进行光伏出力预测，并基于设备云上传的实时数据，生成经济环保调度策略，并通过 API 下发至本地执行。

App 和 Web 平台通过与云平台进行交互，利用 API 接口高效获取数据并进行直观展示。

2.2 能量管理机设计

能量管理机是微网系统中的核心组件，负责数据的采集、展示以及系统的稳定运行，如图 2.3 所示。本设计旨在实现一个完备的微网能量管理机，具备基础数据采集、离网模式下的稳定运行、黑启动控制、离网能量平衡控制以及储能 SOC 自动维护控制等功能。



图 2.3 能量管理机



图 2.4 能量管理机内部逻辑

（1）外壳设计

能量管理机的外壳采用铝合金材料，具有良好的散热性能和机械强度。外壳尺寸为 204x48x160mm，适合在多种环境中安装和使用。外壳设计考虑了防尘、防潮以及电磁兼容性，确保设备在恶劣环境下仍能稳定运行。

（2）电源设计

能量管理机采用直流 24V 电源输入，其电源系统设计集成了多项保护与适应性技术，支持电源反向保护，确保设备在电源接反时不会损坏。电源设计考虑了宽电压输入范围，能够适应工业环境中常见的电压波动场景，例如电网不稳或长距离供电导致的压降，以适应不同的电源环境。

(3) 处理器

处理器的主要作用是负责对各个设备接口的数据进行处理，将数据进行转发等操作。本系统的核心处理器采用具有 2.0GHz 主频的四核 A55 处理器 RK3568，它具有丰富的接口，提供 USB3.0、SATA3.0、PCIe2.1、双千兆以太网、M.2 等扩展接口，支持多种存储类型，采用 S-Boost 技术降低整机功耗，适配工业级温度范围（0 - 60℃），稳定性强。

(4) 存储

存储使用 4GB LPDDR4X 内存和 16GB EMM 存储。LPDDR4X 的优点是功耗低，频率高达 4266Mbps，提供更高数据传输速率，适用于实时数据处理场景。EMM 是一种将 NAND Flash 存储芯片与主控芯片集成封装的嵌入式存储解决方案。其优势在于：无需单独处理 NAND Flash 的兼容性和管理问题；支持 32GB 至 256GB 容量范围（部分方案可达更高），适用于需要大容量存储的移动设备。以上两种的搭配能够高效处理数据并存储大量信息，处理器系统支持多任务处理，确保能量管理机在复杂环境下仍能高效运行。

(5) 网络与通信

能量管理机配备 3 个百兆 LAN 口和 1 个千兆 WAN 口，支持 4G 联网和 2.4G+Bluetooth4.2 通信。百兆 LAN 口基于 IEEE 802.3u 标准，可自适应 10/100Mbps 速率，通过 M12-X 编码工业接口连接本地设备，构建 Modbus-TCP/IP 工业协议网络。千兆 WAN 口支持光纤扩展，最远 20km，实现与云平台的大数据交互。这些接口确保了设备能够与外部系统进行高效的数据交换和通信。

(6) 串口与硬件看门狗

系统提供 3 路隔离型 485 串口，用于连接外部设备。硬件看门狗功能（0~255 秒）具有独立的时钟，不受程序死锁影响，并且响应速度具有 500ns 级检测延迟，这样可以确保系统在出现故障时能够自动重启，提高系统的可靠性。

表 2.1 相关参数

序号	参数	描述
1	电源电压	典型输入为直流 24V，支持电源反向保护
2	工作/储存环境温度	-20° C~+70° C
3	工作湿度	0% ~ 90%相对湿度，无凝露
4	外形尺寸	204x48x160 mm
5	外壳材料	铝合金
6	处理器系统	RK3568
7	内存	4GB LPDDR4X
8	存储	EMMC 16GB
9	硬件看门狗	0~255 秒
10	串口	3 路隔离型 485
		1 路隔离型 232

续表 2.1

序号	参数	描述
11	网络、通信	3 个百兆 LAN 口 1 个千兆 WAN 口 可 4G 联网 2.4G+Bluetooth4.2
12	USB	4 路 USB2.0: 可插 U 盘、鼠标、键盘等设备 1 路 type-c OTG: 可用来烧录固件
13	CAN	1 个独立 CAN 网络
14	HDMI	1 路: 显示屏输出
15	LED	3 个 LED
16	SIM 卡槽	4G 卡槽, 支持移动、联通、电信网络制式 支持卡格式为 Nano SIM 卡
17	输入输出	8 路 DO 输出: 可作为干节点使用, 对应列的 A、B 之间可组成干节点, 注意不要交叉其它列使用。 8 路 DI 输入: 可接入干节点使用, 对应列的两个孔分别为公共端和信号引脚, 注意不要交叉其它列使用。
18	按键	FLASH: 固件烧录按键, 暂时无用; RESET: 复位按键, 按下后网关重启复位;

2.2.1 黑启动控制

黑启动是指在电力系统发生事故停电后，系统无需依赖外部电源，能够自主启动发电机组，逐步恢复关键负荷供电，最终恢复整个电网的正常运行^[22]。本项目的电源点包括储能系统、光伏发电系统和柴油发电机，其电网拓扑结构如图 2.5 所示。

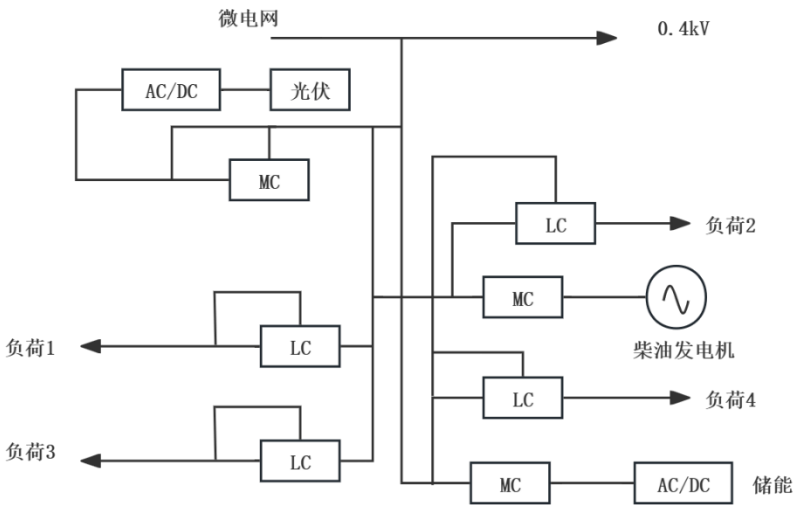


图 2.5 微电网拓扑结构

在微电网黑启动电源选型中,柴油发电机凭借燃料适应性强、动态响应快及运行可靠性高等优势,可同时满足黑启动主电源的技术准则与系统重构需求。其作为组网核心单元,能够为微电网重构提供稳定的电压幅值、频率与相位基准,其他分布式单元需通过同步控制策略实现与柴发系统的动态匹配。配置电力电子接口的储能系统则通过毫秒级功率响应特性,在自启动过程中实现暂态功率缺额补偿,有效抑制微源并网引起的频率突变问题,因而同样具备黑启动功能^[23]。相较而言,光伏单元受辐照度波动引发的有功功率间歇性影响,其输出特性与电网频率调节存在固有矛盾,难以满足黑启动过程对系统惯量的基础要求。鉴于以上本项目种选择柴油发电机作为黑启动电源。作为黑启动电源,柴油发电机需满足以下要求:

(1) 调压调频能力。为了保证微电网在离网运行下的电压和频率稳定,黑启动电源在具备电压源输出特性的同时,还应具有调压和调频的能力。

(2) 足够的发电容量和较好的动态性能。能够保证较小的配电变压器励磁损耗以及微电网系统交流母线的空载损耗,同时能够承受其他非黑启动电源启动时的短时功率冲击^[23]。

(3) 具备一定的功率输出能力。

黑启动控制流程主要分为 4 步,流程图如图 2.6 所示。

第一步,黑启动检测系统失电(系统供电母线频率电压异常、系统无运行的主电源);

第二步,断开系统所有发电设备、负荷,确保黑启动电源在零负载条件下完成电压基准建立。断开所有馈线开关是为避免在黑启动初期,因负载较大而出现故障停机的现象,所以必须首先切除全部负荷;

第三步,重新投入主电源,建立微电网系统的电压和频率。本工程可以由储能系统作为主电源,也可以由柴发机组作为主电源;

第四步,当系统母线频率与电压恢复,按配置逐步恢复供电网架,投入发电设备和负荷。

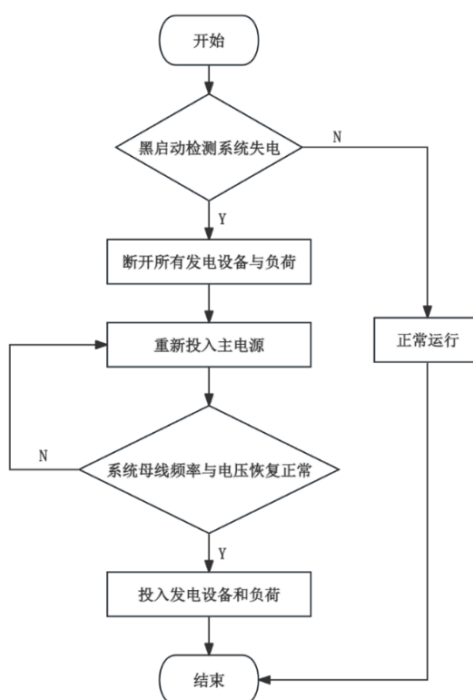


图 2.6 黑启动流程图

2.2.2 离网能量平衡控制

微电网系统离网运行时，没有大电网支撑，且大量波动较大的可再生电源接入，系统稳定性差。为了保证系统长时间的稳定运行，离网能量平衡可以根据配置，采取提供一系列控制手段，使主电源保持在一个良好的备用状态，使其具有更好的抵御波动的能力。

(1) 以柴发为主电源的离网能量平衡控制

在离网运行期间，实时监测频率稳定性、动态跟踪柴油发电机组有功出力波动、量化评估储能系统荷电状态（SOC）、精确辨识负荷功率动态变化。当柴油发电机的发电功率小于配置的下限时，系统备用过高，能够采用降低分布式电源出力、增加能量型储能的充电功率、切除部分分布式电源等措施以降低系统备用容量；反之当柴发的发电功率超过配置的上限时，系统备用用量过低，能够通过增加分布式电源出力、增加储能的放电等措施以实现供需在保证安全性与经济性后的供用平衡。

(2) 以储能为主电源的离网能量平衡控制

微电网系统配置储能逆变器作为离网运行的主电源时，需要密切关注储能的出力情况及主储能的 SOC 状态，通过控制光伏发电机的出力与负荷的启停实现整个系统长时间稳定运行。当储能充电大于主电源充电限值或 SOC 容量超过限值时，系统备用过高，采用降低分布式电源出力、增加能量型储能的充电功率、切除部分分布式电源等措施以降低系统备用容量；反之当储能放电大于主电源放电限值或 SOC 容量低于限值时，系统备用用量过低，能够通过增加分布式电源出力、启动备用发电机等措施以实现供需在保证安全性与经济性后的供用平衡。

2.2.3 储能 SOC 自动维护控制

能量管理机对电池储能的使用需要同时考虑电池的安全性和系统使用储能的合理性。一方面，当电池剩余容量过低时电池将不再具有放电能力，同样剩余容量过高时为了避免电池过充发生爆炸而停止其充电。另一方面，当系统业务功能需要电池充放电时，希望电池始终具有充放电能力，因此系统需要具有专门的控制业务以维持储能的剩余容量（SOC）保持在合理范围内。当系统有控制业务需要使用储能时，此时的储能维护由各个业务根据自己的需求维护储能，而当系统无任何业务功能时，本功能（储能 SOC 独立维护控制）实现储能的维护以避免储能因自放电、非能量管理机控制储能充放电等引起的 SOC 过低、过高等。

主要功能：

(1) 实时监测储能 SOC 与当前充放电功率，当储能 SOC 低于设备允许最小剩余容量时，储能以最优充电功率进行充电，充至 PQ 运行最小剩余容量结束；

(2) 当储能 SOC 高于设备允许最大剩余容量时，储能以最优放电功率进行放电，放至 PQ 运行最大剩余容量结束。

2.3 云平台设计

本文所涉及的云平台由设备云和业务云两部分构成，二者作为客户端与设备间数据传输的关键桥梁，各自承担着独特且重要的职责。设备云主要负责与物联网设备对接，不仅提供便捷的入网接口，还支持高度适配的通信协议，能够实时、精准地收集设备的数据和运行状态，并且实现对设备的远程控制，为设备与云端的交互奠定坚实基础。业务云则侧重于数据的深度处理，它将设备云收集来的数据进行整合和逻辑分析，从中提取出用户所需的设备、人员等关键信息，再提供给客户端。客户端基于这些数据进行多元化展现，满足用户多样化的需求。这样一套高效、安全且稳定的云平台，为整个物联网系统的高性能运行提供了有力保障，确保系统能够在复杂的环境中稳定、可靠地运行，为用户创造更大的价值。

2.3.1 设备云平台

设备云平台主要是将设备和云平台连接起来，在本设计中，选定中国移动 OneNET 智能云平台作为核心数据枢纽。

OneNET 云平台^[24]在物联网体系中扮演着关键角色，它能够通过网关与各类设备建立连接，实现对设备的全面统筹管理与记录。该平台支持多种类型的标准协议，同时提供相应的 API 开发接口，这使得大量设备能够快速且稳定地接入云平台。

在数据采集与监控方面，网关借助 GPRS、WiFi、4G 等多种传输方式，依据 MQTT 协议^[25]将采集到的设备实时数据上报至 OneNET 云平台。OneNET 平台对设备进行实时监控，获取这些上报的数据，确保设备状态的实时跟踪。如图 2.7 所示是设备云架构。

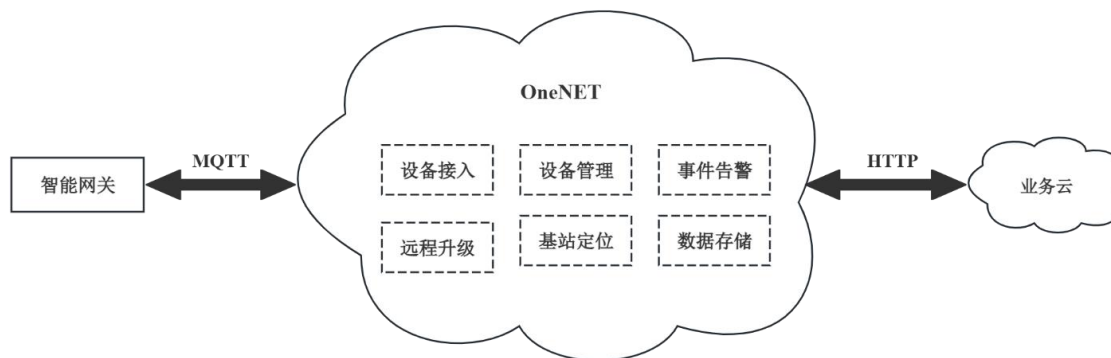


图 2.7 设备云架构

2.3.2 业务云平台

业务云在整个系统架构中承担着关键任务，其核心工作是从设备云调取各类数据，并确定系统的调度计划。这些数据来源广泛，涵盖设备运行状态、性能参数等多方面信息。获取数据后，依据企业内部具体的业务需求，展开一系列操作，如图 2.8 是基于业务云的微服务架构。

在构建业务云框架的过程中，我们首先通过设备云对外提供的标准化 API 接口获取相关数据，这些数据经过处理后被存储在高性能的 Redis 数据库中，以确保数据的快速读写和实

时访问，从而提升数据访问效率并减轻系统负载。业务系统则运行在阿里云 ECS 实例上，利用 Tomcat 服务并通过 Spring Boot 和 Spring Cloud 框架实现微服务架构，同时借助阿里云 OSS 进行静态文件的存储。Spring Boot^[26]凭借其简化配置、内嵌式容器支持、自动化构建流程和快速启动等优势，显著提升了 Java 应用程序的开发效率，使开发者能够更加专注于业务逻辑的实现，而非基础设施的管理。

为了确保请求的高效分配，我们通过 Nginx 实现负载均衡，将请求动态分配至 Tomcat 集群中，同时为开发者提供可调用的 API。此外，通过调用设备云平台提供的 API，我们能够集中管理微服务的配置信息，支持配置的动态更新和推送，以适应不同环境和需求的变化。

在部署方面，我们采用 **Docker** 容器技术^[27]对每个微服务进行封装，并通过 **Kubernetes** 等容器编排工具实现服务的自动化部署、扩展和管理，从而降低计算开销并提高灵活性。同时，我们构建了服务注册中心，实现服务的自动发现和注册的功能，使得各个服务之间可以进行动态调用和负载均衡。为了保障系统和数据的安全，我们设计了包括认证、授权、数据加密和安全加固在内的安全机制。

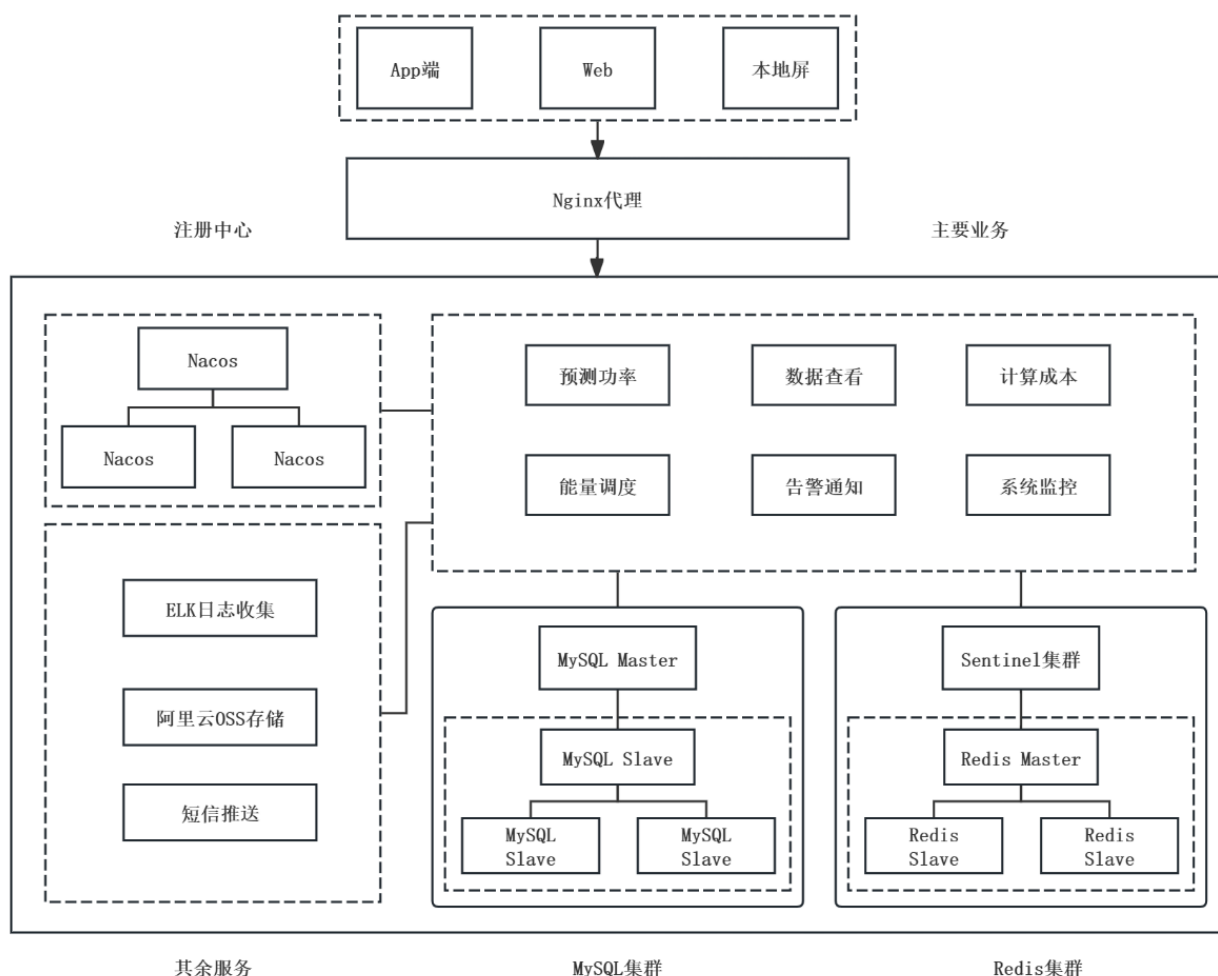


图 2.8 业务云架构

2.4 应用层设计

2.4.1 架构设计

本地屏、Web 设计和 App 设计都是采用 HTML、CSS 和 JavaScript 等前端技术，将用户界面设计与嵌入式、后端逻辑相结合，为用户提供直观友好的网页交互体验。在该系统中，使用 UniApp^[28]进行开发，它是一个使用 Vue^[29]开发所有前端应用的框架，如图 2.9 所示是 UniApp 的开发结构，它允许开发者编写一次代码，然后可以编译到多个平台。

Vue 采用了 MVVM（Model-View-ViewModel）的架构设计，如图 2.10 所示。在此架构中，Model 代表数据层，专注于管理应用程序的数据和业务逻辑，而不涉及这些数据如何被操作或展示。View 是用户界面层，其职责是将 Model 中的数据转换为用户可以看到和交互的 UI 元素。ViewModel 则充当视图引擎的角色，它监听数据的变化并处理相应的逻辑，同时确保数据正确映射到视图上。通过这种架构，MVVM 实现了 View 与 Model 之间的解耦，不仅简化了开发过程，还增强了组件的复用性和维护性。

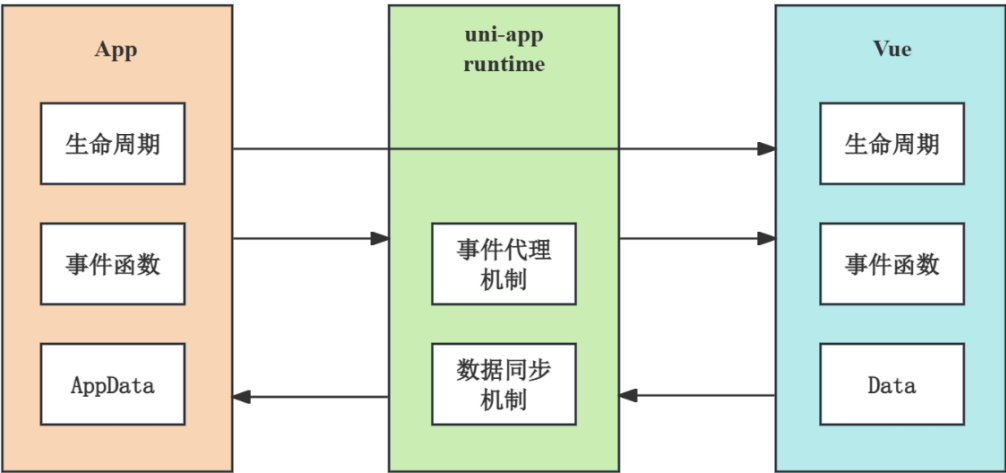


图 2.9 UniApp 开发架构图

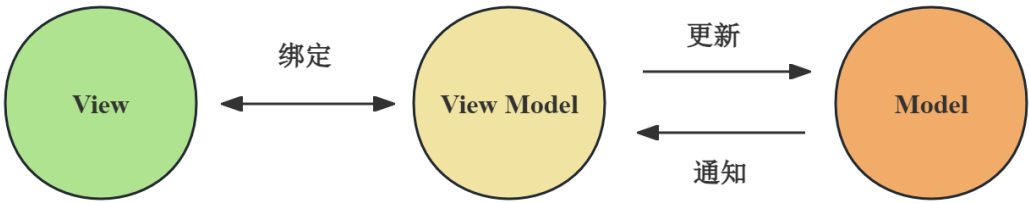


图 2.10 Vue 的 MVVM 架构设计

Vue 的核心库专注于 ViewModel 层的引擎功能，提供数据绑定和组件化等核心机制。对于路由管理、状态管理等更广泛的生态功能，则依赖于第三方库来扩展实现。在现代 Web 开发中，工程化能力至关重要。为了提升开发效率和项目的可维护性，可以依靠 Webpack 进行模块捆绑、依赖管理和配置优化，以处理前端应用的各种静态资源。利用 Vue CLI 脚手架工

具快速搭建开发环境，它不仅简化了新项目的创建过程，还内置了对 Webpack 等构建工具的支持，并提供了丰富的插件系统来满足不同的开发需求。通过这些工具和技术的结合，开发者能够在 Vue.js 生态系统中构建出高效、灵活且易于维护的应用程序。

最终，App 端的框架设计如图 2.11 所示。以 Vue 为主体，集成多个三方组件库，UniApp 内置的管理路由、Vuex 管理数据状态，如图 2.12 是 Vuex 的状态管理示意图，uView 提供 UI 组件、Axios 用于收发 HTTP 请求、Lodash 提供工具函数等，组成 App 开发的架构。Web 平台的架构设计和 App 类似，此处不再赘述。

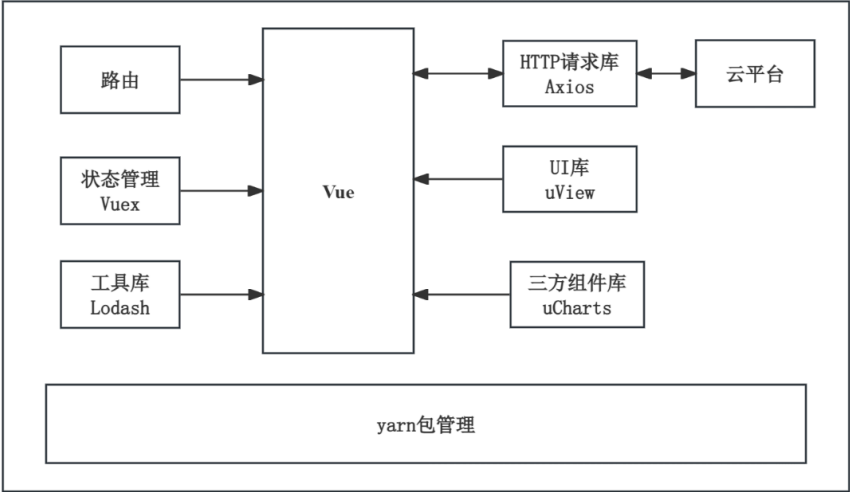


图 2.11 App 端架构图

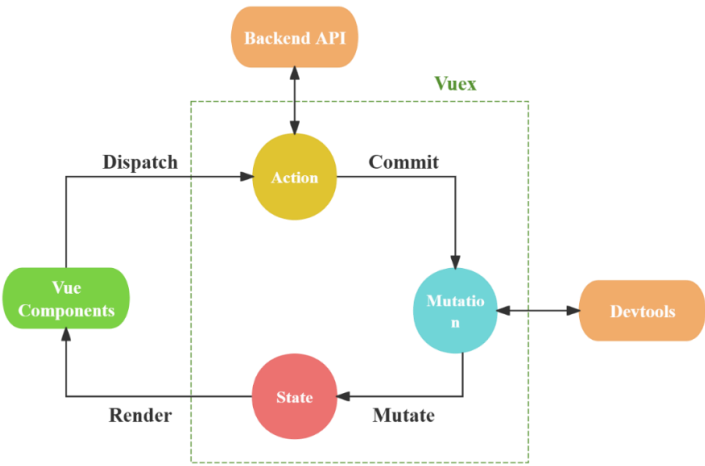


图 2.12 Vuex 状态管理示意图

2.4.2 本地屏设计

本地屏采用 B/S 架构^[30]，负责实时数据显示和设备控制，是微电网运行的关键，负责实时数据显示、远程控制、报警管理等功能。其设计需要兼顾实时性、可靠性和安全性，同时支持与光储柴自动切换柜协同工作。主要包括平台驾驶舱、参数设置、实时数据、报警管理、数据统计和综合管理等模块。

平台驾驶舱：主要功能是通过可视化的方式为用户提供关键数据的汇总和展示，帮助用户实时了解系统的运行状态和各项能量信息。

策略管理：分为策略决策和参数设置。策略决策内部集成能量平衡、保护策略、需量控制等三大策略管理模块，实现对微电网系统策略配置。参数设置主要功能是通过用户界面对电池、柴油发电机和微网的运行参数按照要求进行编辑和配置。

实时数据：实时监控分为光伏监控、储能控制、柴发和负载等四大模块，实现对储能柜全方面监控以及数据采集。

报警管理：报警管理分为实时告警、报警配置、历史告警，可以根据监测的光伏、储能、柴发产生的告警形成告警列表，并可对告警信息处理结果进行展示。在报警配置中，支持新增报警内容，支持告警级别、分层、阈值进行设置。

数据统计：数据统计分析包含光伏电电数据统计分析、柴发电量数据统计分析、储能数据统计分析等部分。全方面展示微网系统的关键参数数据，分析结果支持导出。

综合管理：主要包含人员管理和权限管理，根据提前设置的任务关系进行权限管理。本地屏系统的部分展示图如图 2.13 至图 2.18。

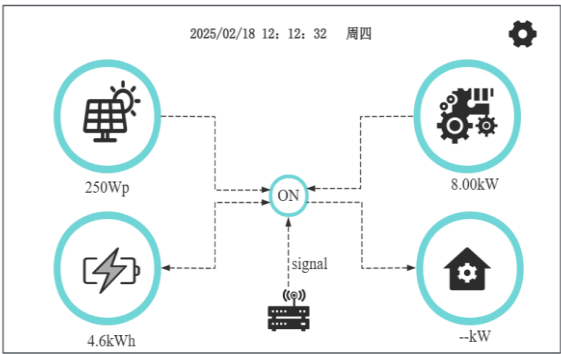


图 2.13 平台驾驶舱

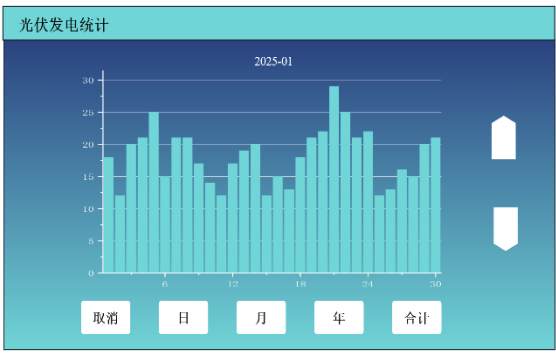


图 2.14 光伏发电统计

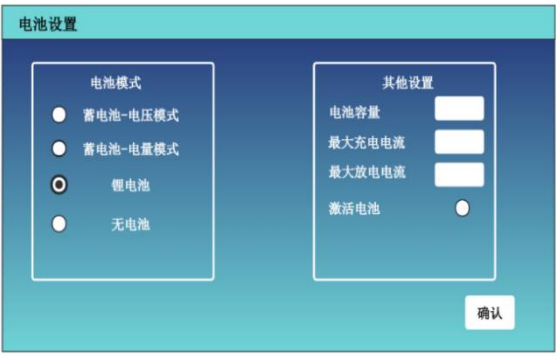


图 2.15 电池选择



图 2.16 锂电池设置



图 2.17 发电机设置



图 2.18 电网设置

2.4.3 Web 设计

本 Web 平台基于模块化与分层架构设计，以后端数据驱动为核心，实现多维度能源监控与管理功能。平台采用前后端分离模式，通过高效的数据交互与可视化技术，将光伏、储能、柴油机及负载等设备的实时运行状态、历史数据及报警信息动态展示于前端界面，同时支持策略配置与系统优化，如图 2.19 是 Web 功能模块架构。

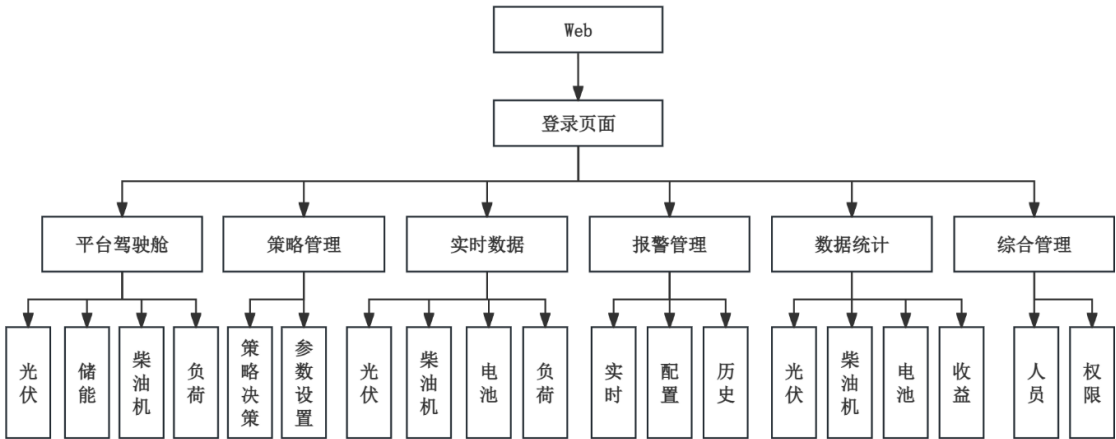


图 2.19 Web 功能模块架构

平台驾驶舱如图 2.20 所示，主要包含光伏、储能、柴油发电机和负荷的信息统计，平台驾驶舱主要起到汇总和展示所有相关信息的作用，包括光伏、储能、柴油发电机和负荷的信息统计，以及实时监控和天气情况。通过这个驾驶舱，用户可以一目了然地了解系统的整体运行状况、收益情况、电池运行情况、负荷运行情况等关键数据。此外，驾驶舱还提供了详细的天气信息，包括温度、风速、湿度等，帮助用户更好地进行系统管理和决策。整体设计简洁明了，信息展示直观，便于用户快速获取所需信息。



图 2.20 平台驾驶舱

图 2.21 展示了一个电池管理模块的监控界面，提供了详细的电池状态信息。界面中显示了电池模块的当前状态、电压、电流、电阻等关键参数。此外，还列出了电池模块的最高和最低电压及其对应的电池单元序号。通过该页面，可以对微电网中电池模块进行监控和控制，如果检测到异常也可以及时处理。



图 2.21 电池管理界面

为了防范系统出现过充、过放等问题，所以如图 2.22 展示了一个系统界面，用于设置和管理各种保护策略的参数，大致内容如下：绝缘过压/欠压参数设置、绝缘过充/放电参数设置和绝缘绝根参数设置等。保护策略有效的提升微电网系统不确定环境的能力，使得在多种工况下不受到伤害。

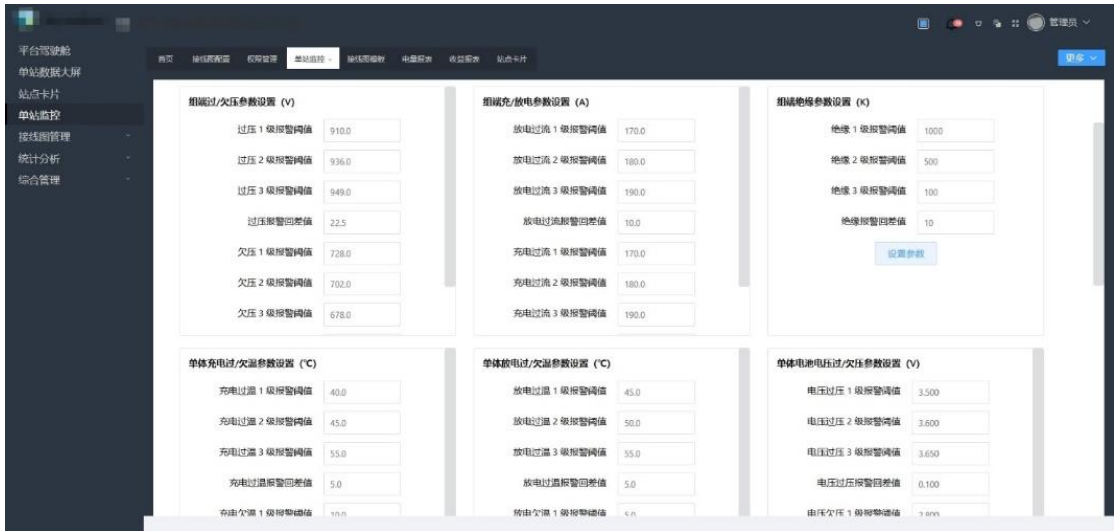


图 2.22 保护策略管理界面

2.4.4 App 设计

App 是作为本地屏系统的功能延伸，通过互联网与云端平台建立双向通信通道，同时以间接方式与本地屏设备及能源管理主机进行数据交互，如图 2.23 所示，该应用支持 Android 和 iOS 双平台移动终端访问，其核心功能模块包含三个层次：系统概要模块、实时数据模块和参数配置模块。

概要：功能和本地屏的平台驾驶舱的功能同，不再赘述。

实时数据：主要功能是动态展示光伏、柴油机、电池、负载以及告警的关键实时运行参数，帮助用户随时掌握设备的运行状态和性能指标。具体功能包括：光伏模块提供显示各路 PV 组件的功率、电压、电流及总发电量；柴油机模块提供展示其状态、功率、电压、电流及累计运行时间和启动次数；电池模块提供状态、功率、电压、电流、温度及充放电电量等详细数据。此外，模块还提供告警信息展示，包括具体的告警内容及故障代码，便于用户快速定位问题。

参数设置：主要功能是通过用户界面对设备的运行参数进行编辑和配置，然后通过云平台间接反馈到能量管理机和本地屏上。具体包括电池设置参数的管理，如充放电电流、电池电压范围、容量限制等关键参数的编辑。用户可以根据需求输入相应的数值（如电流、电压、容量等），确保设备在特定场景下能够正常高效运行。此外，该模块还提供告警信息展示功能，实时显示设备的告警代码和故障原因，便于用户快速定位问题。

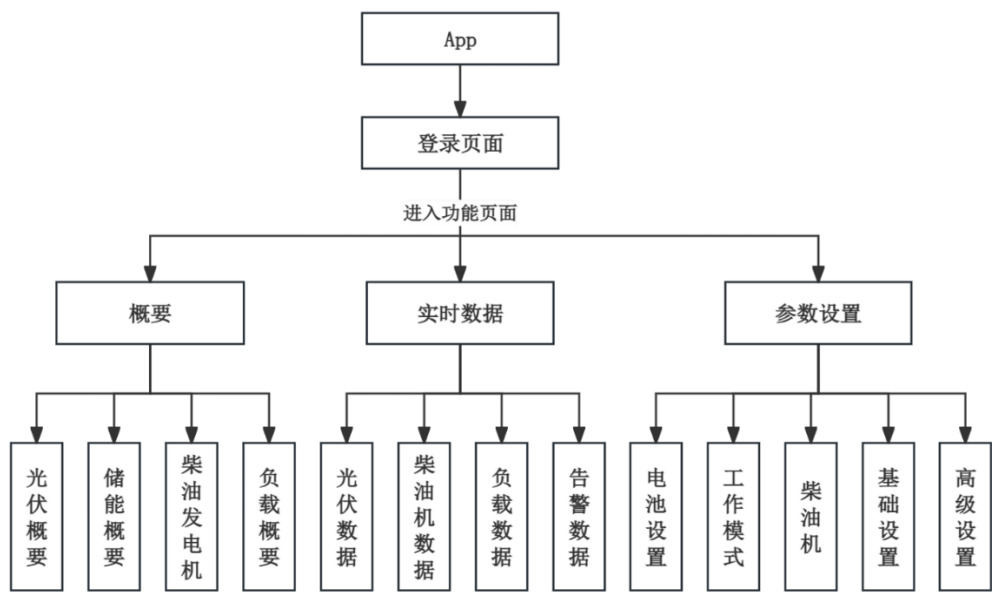


图 2.23 App 端功能模块架构

通过上述对系统架构和通信机制的技术解析，我们已经建立起完整的逻辑框架认知。为了更直观地理解各功能模块的实际应用，如图 2.24 是手机页面的实际效果图。



图 2.24 手机 App 页面展示

2.4.5 系统硬件展示

离网型光储柴微电网中不同模块的硬件实物图如图 2.25 至图 2.27。

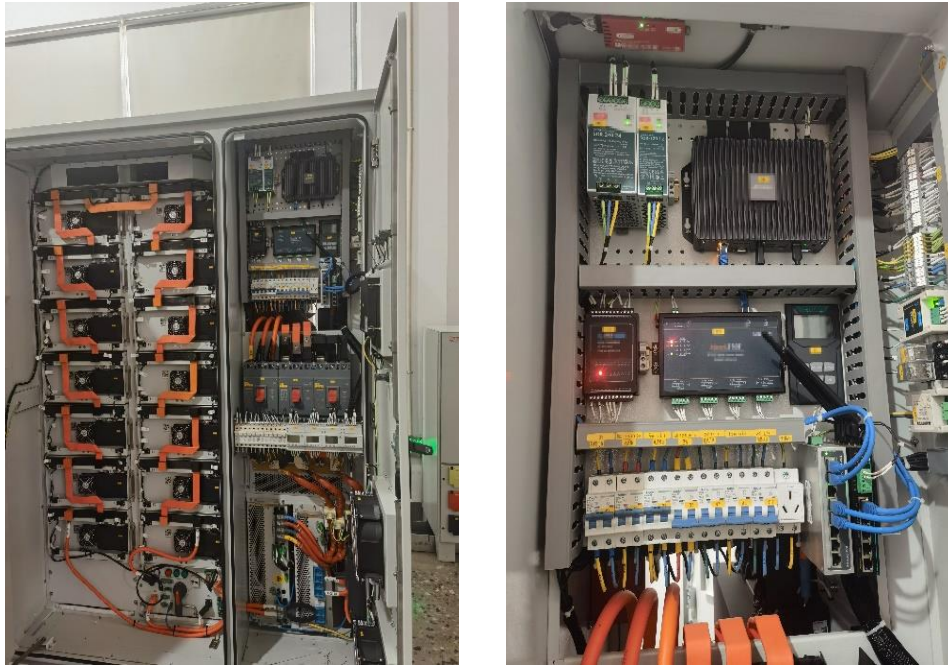


图 2.25 光伏自动切换柜和能量管理机



图 2.26 本地屏和保护装置



图 2.27 光伏发电板和柴油发电机

2.5 本章小结

本章介绍了离网型光储柴微电网的设计与实现。首先，对系统进行了全面的需求分析和总体设计，然后深入研究了系统主要组成部分的详细设计，包括能量管理机的设计，黑启动控制、离网能量平衡控制和储能 SOC 自动维护控制等关键功能。随后，介绍了本地屏系统、Web 平台和 App 应用程序，并简要展示了它们的功能和特点。最后，展示了微电网实物图。

3 基于改进遗传蚁群的容量配置优化方法

上一章节介绍了离网型微电网的设计，在原有的基础之上，为了满足微电网的可扩展性，本章通过对容量配置进行优化。容量配置优化本质上是一个多目标非线性优化问题，其核心在于降低系统运作成本、提升电力供应可靠性，并兼顾环保性，从而实现各微电源组件的最佳配置。为优化光伏、储能、柴油发电机与负荷的联合高效运行，本章节综合考虑经济性、可靠性和环保性，将三者按照比例转化为费用指标，并采用层次分析法确定权重。最终，以微电网年成本最小化为优化目标，构建微网容量配置的非线性模型，在满足约束条件的前提下，并采用遗传和蚁群混合算法求解最优方案。

3.1 容量优化配置方法分析

在当前能源结构转型和低碳发展的背景下，仅考虑经济性和可靠性已难以满足现代微电网系统的优化需求。特别是在离网型微电网场景下，由于系统无法依赖大电网进行调节，电源配置的合理性直接决定了微电网的稳定性和供电保障能力。因此，微电网不仅需要在经济可行的基础上保证电力供应的稳定性，还必须响应碳减排政策，减少环境污染。因此，本章在前人研究的基础上，进一步引入环保性作为优化目标之一，综合考虑经济性、可靠性和环保性，以构建更加符合现实需求的容量优化模型。

在优化方法的选取上，单目标优化方法尽管计算复杂度较低，求解速度较快，但往往难以兼顾多个目标之间的平衡；而多目标优化方法则可以同时优化多个指标，但由于目标间可能存在冲突，其求解过程较复杂，且难以直接获得唯一的最优解。因此，本研究结合两种优化方法的优势，采用权重分配法，将经济性、可靠性和环保性三者转化为统一的成本指标，并通过层次分析法（Analytic Hierarchy Process, AHP）确定各因素的相对权重，以构建最终的优化目标函数。这种方法不仅能够保持单目标优化的计算效率，同时也能够在多目标优化的框架下权衡各因素之间的影响，提高模型的可解释性和实际应用价值。最终，我们基于该优化框架，计算出最优的容量配比方案，确保系统在降低运行成本的同时，具备更高的稳定性，并减少环境影响，使微电网的整体运行更具可持续性。

3.2 微电网功率模型

3.2.1 光伏发电系统

（1）光伏发电原理

太阳能作为一种清洁且可再生的能源得到了广泛推广，应用在光伏发电当中。在光伏发电系统中，光伏电池是最基本的组成部分。单个光伏电池的电流和电压较低，导致其输出功

率低，所以在实际工程运用中，一般将多个光伏电池通过串联或并联的方式组合成光伏阵列（Photovoltaic Array, PV）以满足使用需求^[31]，如图 3.1 是光伏电池等效电路图。

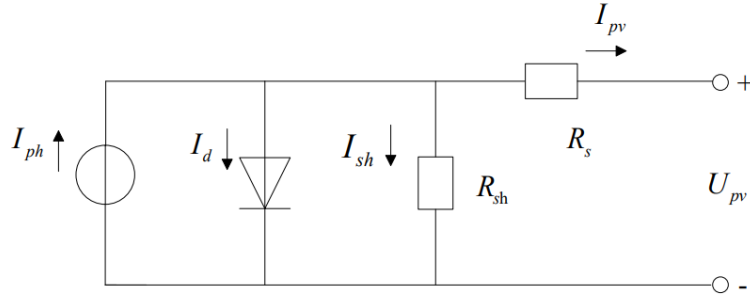


图 3.1 光伏电池等效电路图

在太阳能发电系统运行中，环境温度、太阳辐照度等外界条件会直接影响光伏电池的工作特性，增加了系统数学建模的复杂度。基于光伏电池等效电路模型的分析可知，其输出电流特性可通过式(3.1)进行数学表示：

$$I_{pv} = I_{ph} - I_0 \left[e^{q(U_{pv} + R_s I_{pv}) / A k T_c} - 1 \right] - (U_{pv} + R_s I_{pv}) / R_{sh} \quad (3.1)$$

式中：\$I_{ph}\$ 是光生电流；\$I_0\$ 为饱和电流；\$I_{pv}\$ 是由于光照而产生的光伏发电输出电流；\$q\$ 是单位电子电量；\$A\$ 是 P-N 结曲线系数；\$k\$ 是玻尔兹曼常数；\$T_c\$ 为电池板表面温度。

（2）光伏发电输出功率

目前，光伏电池的主要材料包括单晶硅、多晶硅和非晶硅三种类型。单晶硅的光电转换效率通常在 18% 左右，最高可达 26.8%。相比之下，多晶硅的效率略低于单晶硅，约为 14% 左右，而非晶硅的光电转换效率较低，仅在 6% 到 10% 之间^[32]。PV 输出功率高度依赖于光照强度和环境温度，不同的光照和温度条件下，最大输出功率存在显著差异，其输出功率可用公式(3.2)表示：

$$P_{pv} = \eta_{pv} S W_{sr} \left[1 + k_t (T_c - T_{c,r}) \right] \quad (3.2)$$

式中：\$P_{pv}\$ 为光伏电源的输出功率；\$\eta_{pv}\$ 为光伏转化效率；\$S\$ 为光伏电池板面积；\$W_{sr}\$ 为当前光伏板上的光照强度；\$k_t\$ 为温度系数，其值为 -0.005/°C；\$T_c\$ 为表面温度，额定值 \$T_{c,r} = 25^\circ\text{C}\$。

（3）光伏电池特性分析

光伏发电系统的输出功率特性主要由光照强度和温度这两个关键因素影响。光照强度作为光伏电池能量输入的核心来源，直接决定了电池板接收到的太阳辐射能量。温度作为另一个不可忽视的关键变量，对光伏电池的工作效率具有复杂的影响机制。为了进一步了解它们之间的相互作用，并量化不同环境条件下光伏系统的性能表现，搭建了光伏电池仿真模型，仿真结果如图 3.2 和图 3.3。

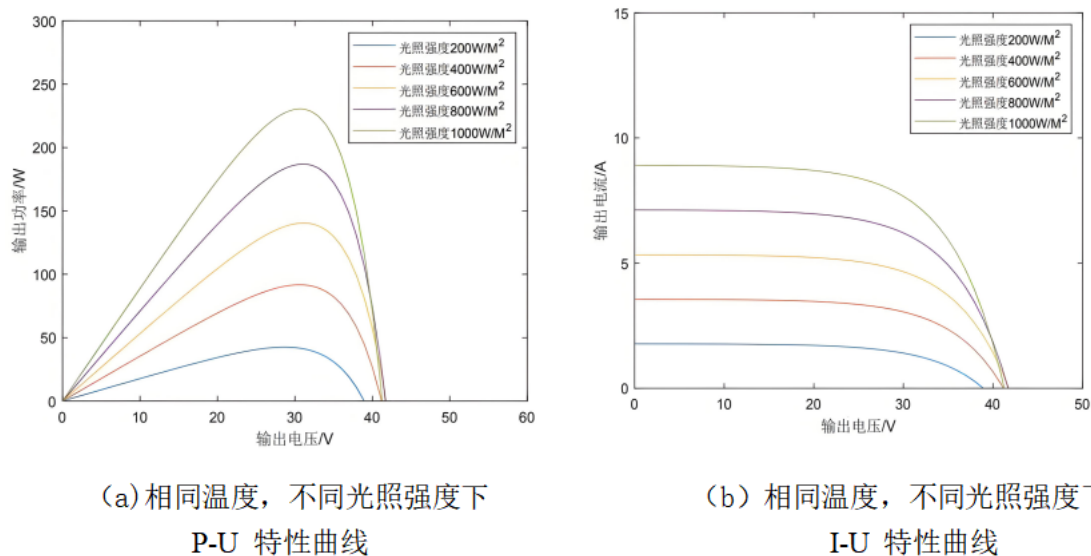


图 3.2 不同光照强度对光伏发电系统的特性影响

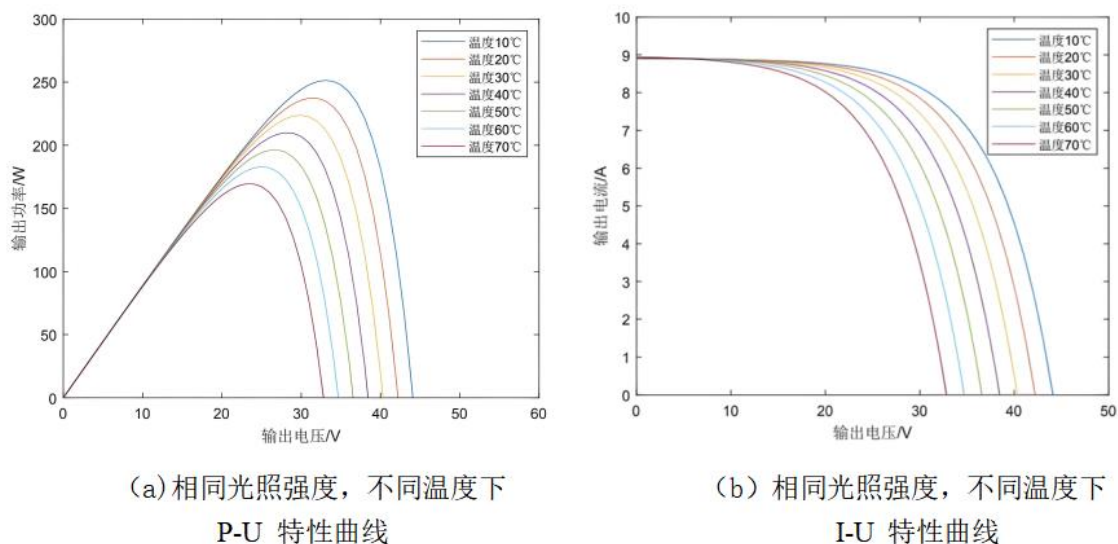


图 3.3 不同温度对光伏发电系统的特性影响

从图中可以看出，特性都表现出非线性特征，并且存在的最大功率点（MPPT）。在实际运行过程中，通过调整工作点，使光伏电池工作在最大功率点，可以提高能量转换效率。

从图 3.2 中（a）、（b）可知，在相同的温度下，随着光照强度的增强，输出电流和功率也在增强，同时最大功率点也会随之向上移动，然而，当输出电压加大到一定程度时，超过最大功率点对应的电压值后，输出电流和功率会逐渐下降。

从图 3.3 中（a）、（b）可知，在相同的光照强度下，随着温度的上升，输出电流和功率也在增强，但是当输出电压加大到一定程度时，超过最大功率的电压时，输出电流和功率会快速下降。

3.2.2 储能系统

在离网型光储柴微电网里，储能系统占据着核心地位，是整个系统稳定运行的关键。本文选用锂电池中的能量型电池——磷酸铁锂电池，作为储能电池。它能够有效存储太阳能等可再生能源产生的电能，让光储柴微电网供能更稳定、可靠，对优化微电网性能有着重要作用^[33,34]，其等效电路模型^[35]如图 3.4 所示。

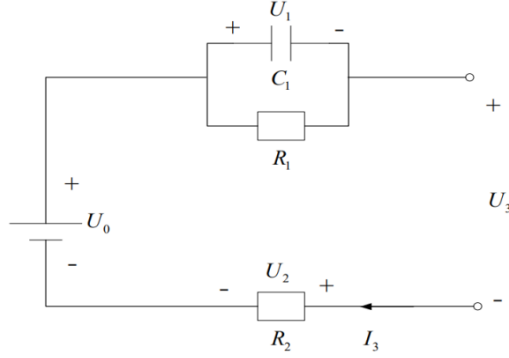


图 3.4 磷酸铁锂电池的等效电路模型

磷酸铁锂电池的电路关系表达式如式(3.3)所示：

$$\begin{cases} U_3 = U_0 - R_2 I_3 - U_1 \\ I_3 = C_1 \frac{dU_1}{dt} + \frac{U_1}{R_1} \end{cases} \quad (3.3)$$

储能的能量用电荷状态 SOC (State of Charge) 表示。当下的电荷状态时由上一时刻剩余电量和充放电功率共同决定的，如式(3.4)所示：

$$\begin{cases} \text{SOC}(t) = \text{SOC}(t_0) + \frac{\eta P_{\text{LB}}}{C_{\text{LB}}} \Delta t \\ \text{SOC}(t) = \text{SOC}(t_0) - \frac{P_{\text{LB}}}{\eta C_{\text{LB}}} \Delta t \end{cases} \quad (3.4)$$

式中：SOC(t)为t时刻锂电池的 SOC 值； P_{LB} 为锂电池充放电功率； C_{LB} 为锂电池额定容量； η 为充放电效率。

3.2.3 柴油发电机

柴油发电机作为应急电源设备，具有快速响应的特性，可在突发状况下迅速投入运行。该设备经过长期技术积累，其运行工艺成熟且适应性强，能够在复杂环境条件下提供稳定的电力输出^[36]。其工作原理主要依赖化石燃料燃烧释放热能，通过内燃机驱动发电机组将化学能转化为电能，适用于微电网优化调度^[37]。然而在实际应用中，该设备存在运行依赖持续燃料供给、经济性相对较低等问题，同时伴随氮氧化物等污染物排放问题，对环境治理形成挑战，如图 3.5 所示是柴油发电机能量转换示意图。

作为系统发电主体的太阳能光伏，其功率输出的波动性特征决定了能源架构必须配置电池储能与柴油发电机的双重支撑机制。在可再生能源出力不足工况下，首要电力供应源自电

池储能系统；当负荷需求突破电池系统额定电流阈值时，柴油发电机随即进入工作模式，以确保供电连续性。这种方式确保了在可再生能源供应不稳定的情况下，系统仍能维持稳定可靠的电力输出。通过这种多层次的供电策略，既可以充分利用清洁能源，又能保证电力供应的安全性和稳定性。

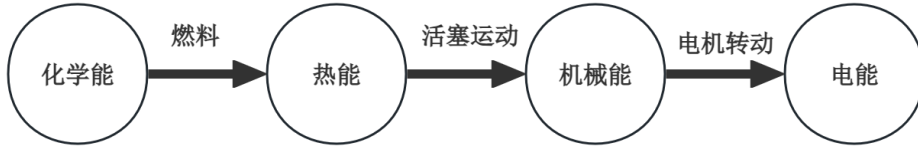


图 3.5 柴油发电机能量转换示意图

3.3 容量优化配置模型

3.3.1 目标函数

(1) 经济性指标

经济性指标 C_E 包含 2 个部分：设备总投资成本 C_D 和年运维成本 C_O 。设备总投资成本 2 个部分：设备早期投资成本 C_I 和设备年更换成本 C_R 。年运维成本 2 个部分：设备年维护成本 C_Y 和燃料成本 C_{fuel} 。

$$\begin{cases} C_E = C_D + C_O \\ C_D = C_F(r, L)(C_I + C_R) \\ C_O = C_Y + C_{fuel} \end{cases} \quad (3.5)$$

式中： $C_F(r, L)$ 为等年值设备投资成本折算率， r 为折现率， L 为项目运营阶段； C_I 为设备早期投资成本； C_R 为设备年更换成本； C_Y 为设备年运维成本。

$$C_F(r, L) = \frac{r(1+r)^L}{(1+r)^L - 1} \quad (3.6)$$

$$C_I = N_{pv} C_{pv} + N_{bess} C_{bess} + N_d C_d \quad (3.7)$$

式中： N_{pv} 为光伏电池板的所需数量； N_{bess} 储能电池的所需数量； N_d 为柴油发电机的台数； C_{pv} 、 C_{bess} 和 C_d 分别为光伏电池板、储能电池和柴油发电机的单个售价。

$$\begin{aligned} C_R = & \max\left(\left(\frac{L}{L_{pv}} - I\right), 0\right) N_{pv} C_{pv,r} + \max\left(\left(\frac{L}{L_{bess}} - I\right), 0\right) N_{bess} C_{bess,r} \\ & + \max\left(\left(\frac{L}{L_d} - I\right), 0\right) N_d C_{d,r} \end{aligned} \quad (3.8)$$

式中： L_{pv} 、 L_{bess} 和 L_d 分别为光伏电池板、储能电池和柴油发电机的真实运行年限； $C_{pv,r}$ 、 $C_{bess,r}$ 和 $C_{d,r}$ 分别为光伏电池板、储能电池和柴油发电机的每台更换成本。

$$C_Y = C_{pv_ope} N_{pv} + C_{bess_ope} N_{bess} + C_{d_ope} N_d \quad (3.9)$$

式中： C_{pv_ope} 为每块光伏电池板运维成本； C_{bess_ope} 为每块储能电池运维成本； C_{d_ope} 为每台柴油发电机运维成本。

柴油发电机的燃料成本 C_{fuel} 如式(3.10)：

$$C_{fuel} = P_{fuel} [aP_{d,r} + bP_d(t)] \quad (3.10)$$

式中： P_{fuel} 为每升柴油的售价；当柴油发电机容量小于 20kW 时， a 取值为 0.08415L/(kWh)， b 取值为 0.246L/(kWh)； $P_{d,r}$ 是柴油发电机额定输出功率， $P_d(t)$ 是实际输出功率。

(2) 可靠性指标

负荷缺电率 (Loss of Power Supply Probability, LPSP) 作为系统供电可靠性的量化评估基准，已成为国际通行指标^[38]，它通常用来表示在全年 8760 小时（即一年中每个小时）内，负荷需求无法得到满足的比例，其定义式如式(3.11)。 L_{LPSP} 是缺电率，值越大说明系统缺电越严重，值小说明系统缺电越少，所以我们用式(3.12)来表示缺电惩罚。

$$L_{LPSP} = (\sum_{t=1}^{8760} P_L(t) - \sum_{t=1}^{8760} P_d(t) - \sum_{t=1}^{8760} P_{pv}(t) - \sum_{t=1}^{8760} P_{bess}(t)) / \sum_{t=1}^{8760} P_L(t) \quad (3.11)$$

$$C_{penalty} = W_{lack} L_{lack} \quad (3.12)$$

式中： $P_{pv}(t)$ 、 $P_{bess}(t)$ 、 $P_d(t)$ 、 $P_L(t)$ 为光伏阵列输出功率、储能电池功率、柴油发电机功率和负荷功率； W_{lack} 是缺电量； L_{lack} 是缺电惩罚系数。

(3) 环保性指标

环保性指标主要是指柴油发电机在运行的过程中会产生 SO_2 、 CO_2 等污染气体，其中针对污染物为便于比较，需将污染气体转化成治污费 (C_p)，其公式为(3.13)：

$$C_p = \int_0^T \sum_{j=1}^3 k_j^r k_j^p P_d(t) dt \quad (3.13)$$

式中： j 的取值为 1~3，分别代表污染物 SO_2 、 CO_2 和 NO_x ； k_j^r 为不同污染气体排放的排放系数； k_j^p 则为相关的治理费用系数。

综合上述三种指标，系统进行优化配置的目标函数式(3.14)：

$$f_{min} = \omega_1 C_E + \omega_2 C_{penalty} + \omega_3 C_p \quad (3.14)$$

式中： $\omega_1 \sim \omega_3$ 为各目标的权重系数，分别表示优化过程中系统经济性、可靠性和环保性的重要程度， $\omega_1 \sim \omega_3$ 的值由层次分析法计算得出，满足式(3.15)：

$$\begin{cases} \omega_1 + \omega_2 + \omega_3 = 1 \\ 0 < \omega_1 < 1 \\ 0 < \omega_2 < 1 \\ 0 < \omega_3 < 1 \end{cases} \quad (3.15)$$

3.3.2 约束条件

(1) 功率平衡约束

在微电网运行的全时间域内，负荷节点的功率供应连续性始终维持于允许偏差范围内是满足可靠性的准则必要条件。由于微电网规模较小且电源与负荷间距离近，其内部功率损失可估计认为是微不足道的，因此功率平衡的表达式如下：

$$P_L(t) = P_d(t) + P_{pv}(t) + P_{bess}(t) \quad (3.16)$$

式中： $P_L(t)$ 为 t 时刻负荷的总功率； $P_d(t)$ 、 $P_{pv}(t)$ 、 $P_{bess}(t)$ 分别为 t 时刻柴油发电机、光伏电池板和储能电池的输出功率。

(2) 缺电率

$$0 < L_{LPSP} < (5\% \times \text{总负载}) \quad (3.17)$$

(3) 控制变量约束

光伏组件的容量、储能电池的容量和柴油发电机容量，约束关系可表示为式(3.18)：

$$\begin{cases} 0 \leq N_d \leq N_{d,max} \\ 0 \leq N_{pv} \leq N_{pv,max} \\ 0 \leq N_{bess} \leq N_{bess,max} \end{cases} \quad (3.18)$$

式中： $N_{pv,max}$ 、 $N_{bess,max}$ 和 $N_{d,max}$ 分别代表光伏板、电池的最大数量和柴油发电机最大台数。

(4) 储能电池 SOC 约束

在微电网中，为了延长储能电池的寿命，防止过度充放电对电池造成伤害，锂电池的 SOC（荷电状态）约束通常被设定在一个特定范围内，通过对锂电池的 SOC 约束可以有效提高寿命，故可表示为式(3.19)：

$$SOC_{min} \leq SOC(t) \leq SOC_{max} \quad (3.19)$$

式中： SOC_{min} 为电池的最小 SOC，本文取 0.2； SOC_{max} 为电池的最大 SOC，本文取 0.9。

(5) 充放电功率约束

锂电池的充放电功率约束可表示为式(3.20)：

$$\begin{cases} P_{c,min} \leq P_{bess}(t) \leq P_{c,max} \\ P_{ds,min} \leq P_{bess}(t) \leq P_{ds,max} \end{cases} \quad (3.20)$$

式中： P_{bess} 为锂电池的充放电功率； $P_{d,min}$ 、 $P_{c,max}$ 、 $P_{ds,min}$ 、 $P_{ds,max}$ 分别为锂电池的最小充电功率、最大充电功率、最小放电功率和最大放电功率。

3.3.3 层次分析法

层次分析法是一种系统化的多标准决策方法，用于解决复杂问题中权重分配的问题^[39]。AHP 通过构建判断矩阵，比较不同目标的重要性，计算得出各目标的权重。基于 AHP 层次

分析法的标度体系构建中, 数值 1~9 及其倒数被用以量化因素间相对重要程度。若因素 m 相较于因素 n 的重要性判定为 x, 则因素 n 相对于因素 m 的标度值必为 1/x, 如表 3.1 所示。

表 3.1 指标对照表

数值	含义
1	两目标同等重要
3	一个目标比另一个稍重要
5	一个目标比另一个重要
7	一个目标比另一个非常重要
9	一个目标比另一个极其重要
2,4,6,8	表示两者之间的重要性介于中间值

评价指标判断矩阵如下式(3.21):

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix} \quad (3.21)$$

矩阵处理步骤如下:

1) 对判断矩阵式(3.21)进行归一化处理, 如式(3.22):

$$a_{xy} = a_{xy} / \sum_{x=1}^n a_{xy} \quad (3.22)$$

2) 将归一化的矩阵逐行求和, 如式(3.23):

$$a_x = \sum_{y=1}^n a_{xy} \quad (3.23)$$

3) 对向量 $a = (a_1, \dots, a_n)$ 进行标准化处理得到特征向量 ω_x , 特征向量 ω_x 即为权向量, 如式(3.24):

$$\omega_x = a_x / \sum_{x=1}^n a_x \quad (3.24)$$

4) 得到矩阵的最大特征值, 如式(3.25):

$$\lambda_{\max} = \sum_{x=1}^n (A\omega)_x / n\omega_x \quad (3.25)$$

5) 根据层次权重对不一致程度指标进行计算, 权重一致性指标 CI , 如式(3.26):

$$CI = (\lambda_{\max} \cdot n) / n - 1 \quad (3.26)$$

6) 检验矩阵的一致性比例 CR 值, 如式(3.27):

$$CR = CI / CR \quad (3.27)$$

统计计算发现 CR 的值 <0.1 ，所以上述定义的判断矩阵的一致性程度在允许的范围内。

首先，根据层次结构图进行分层模型的建立，如图 3.6 是层次结构图。以多目标优化处理为目标层 A，多目标因素为准则层 B，包括经济性（ B_1 ）、可靠性（ B_2 ）和环保性（ B_3 ），方案层为 C，包括经济性成本（ C_1 ）、可靠性惩罚成本（ C_2 ）和污染物治理成本（ C_3 ）。最终确定判断矩阵，如表 3.2 至

表 3.5 所示，分别得到 B 层与 A 层之间的关系和 C 层与 B 层之间的关系。

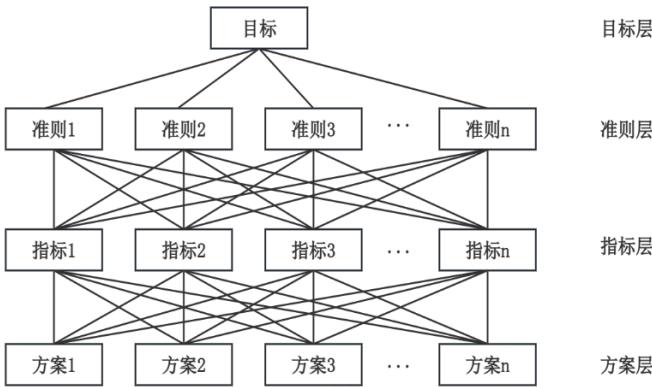


图 3.6 层次结构图

表 3.2 B 层和 A 层之间的矩阵关系

	经济性（ B_1 ）	可靠性（ B_2 ）	环保性（ B_3 ）
经济性（ B_1 ）	1	2	1/3
可靠性（ B_2 ）	1/2	1	1/4
环保性（ B_3 ）	3	4	1

表 3.3 C 层和 B_1 层之间的矩阵关系

经济性（ B_1 ）	经济（ C_1 ）	惩罚（ C_2 ）	环保（ C_3 ）
经济（ C_1 ）	1	1/2	1/3
惩罚（ C_2 ）	2	1	1/2
环保（ C_3 ）	3	2	1

表 3.4 C 层和 B_2 层之间的矩阵关系

可靠性（ B_2 ）	经济（ C_1 ）	惩罚（ C_2 ）	环保（ C_3 ）
经济（ C_1 ）	1	2	1/2
惩罚（ C_2 ）	1/2	1	1/3
环保（ C_3 ）	2	3	1

表 3.5 C 层和 B₃ 层之间的矩阵关系

环保性 (B ₃)	经济 (C ₁)	惩罚 (C ₂)	环保 (C ₃)
经济 (C ₁)	1	2	3
惩罚 (C ₂)	1/2	1	2
环保 (C ₃)	1/3	1/2	1

以上 4 个矩阵的 CR 值都小于 0.1，因此一致性检验成立。计算 B 层相对于 A 层的权重，C 层相对于 B₁ 层的权重，及 C 层相对于 B₂ 层的权重，及 C 层相对于 B₃ 层的权重，最后得出总的经济性、可靠性和环保性的权重分别为：0.3469、0.2973 和 0.3559。

3.4 遗传和蚁群算法理论

3.4.1 遗传算法

(1) 算法原理

20 世纪中叶，源于达尔文进化论与孟德尔遗传学说的理论融合，美国科学家 Holland 开创性地构建了遗传算法 (Genetic Algorithm, GA)^[40]。这一算法通过模拟自然界中“物竞天择，适者生存”的进化规律，为复杂问题的求解提供了一种全新的视角。

遗传算法的核心思想是将问题的每种可能解决方案视为一个染色体，通过对染色体进行编码，将复杂问题转化为生物进化过程的模拟。算法以适应度函数衡量每个染色体的优劣，通过选择、交叉和变异等操作实现优胜劣汰，不断优化染色体群体，最终搜索到适应度最高的染色体，就找到问题的最优解。这种结合全局搜索与随机操作的机制，使遗传算法在处理非线性、多目标和复杂优化问题方面表现优异。

作为一种具有鲁棒性和高效性的随机优化算法，遗传算法在过去几十年中得到了迅速发展，广泛应用于函数优化、路径规划、调度问题等多个领域。特别是对于非线性复杂系统，遗传算法提供了一种通用框架，能够在模型多样、目标复杂的情况下高效地寻找最优解。大量研究表明，遗传算法在解决这类问题时能够取得显著效果。交叉概率和变异概率对算法性能具有重要影响，其表达式如式(3.28)和式(3.29)。

$$P_c = \begin{cases} \frac{a_1(S_{\max} - S_c^{\max})}{S_{\max} - S_{\text{avg}}}, S_c^{\max} > S_{\text{avg}} \\ b_1, S_c^{\max} \leq S_{\text{avg}} \end{cases} \quad (3.28)$$

$$P_m = \begin{cases} \frac{a_2(S_{\max} - S_m)}{S_{\max} - S_{\text{avg}}}, S_m > S_{\text{avg}} \\ b_2, S_m \leq S_{\text{avg}} \end{cases} \quad (3.29)$$

式中： $S_{\max}$ 为种群中的最大的适应值； $S_c^{\max}$ 为交叉上一代中适应值较大的一方的适应值； S_{avg} 为种群中的平均适应度值； S_m 为变异个体的适应度值； a_1 、 a_2 为概率系数； b_1 、 b_2 为常数。

在微电网优化领域，遗传算法的应用也取得了许多成功案例。微电网通常涉及多种能源类型、动态运行环境和多目标约束，其优化问题极为复杂。遗传算法凭借其强大的全局搜索能力和适应性，为微电网优化配置问题提供了一种理想的解决方案。虽然在精确搜索局部最优解方面存在一定局限，但遗传算法的全局探索能力可以有效避免陷入局部极值，从而在微电网系统的优化中发挥重要作用。基于以上优势，采用遗传算法求解微电网优化配置问题成为一种合理且高效的选择。

(2) 算法流程

GA 是一种全体性操作算法^[41]，当选中一个群体时则会对该群体的所有个体进行同样的操作，该过程的流程如图 3.7 所示。

步骤一：初始化种群，随机生成多个个体作为潜在解，每个个体以染色体形式编码。

步骤二：解码染色体，将其转化为实际问题的解，并依据目标函数计算适应度值，以评估个体优劣。

步骤三：依据适应度值进行选择，筛选优秀个体进入下一代。通过交叉与变异操作生成新个体，这两步模拟基因重组与突变，以增强种群多样性并扩大搜索范围。

步骤四：增加迭代次数，推进进化。每代结束后，算法检查是否满足终止条件，如达到最大代数、适应度变化低于阈值，或找到符合要求的解。

步骤五：若满足终止条件，输出最优解并结束算法；否则，继续迭代直至满足结束条件。

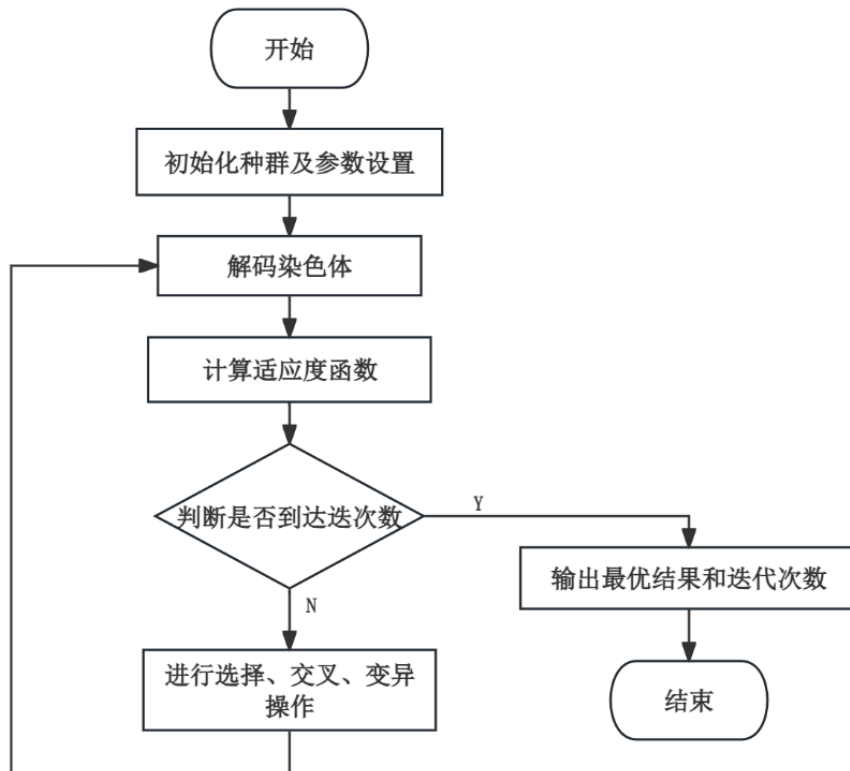


图 3.7 遗传算法流程图

3.4.2 蚁群算法

(1) 算法原理

蚁群算法 (Ant Colony Optimization, ACO) 是一种仿生算法, 其灵感来源于蚂蚁群体觅食行为中的信息素正反馈机制^[42]。蚂蚁在移动过程中会在经过的路径上释放一种称为信息素的物质, 用于信息传递。其他蚂蚁能够感知到这些信息素, 并以其浓度作为参考来决定行进方向。在路径探索的初始阶段, 当未标记节点被触发时, 蚂蚁个体将执行随机概率选择策略, 其信息素释放量依据路径长度呈反比例衰减。随着迭代次数的增加, 较短路径因信息素累积速率的正梯度特性, 逐步形成最优路径的收敛趋势, 这一现象本质上体现了群体智能中的自组织正反馈机制。最优路径上的信息素浓度不断增加, 而其他路径上的信息素则会逐渐减少直至消失。通过这一过程, 蚁群能够最终收敛于一条最优路径, 从而完成对问题的求解。其转移概率公式和信息素更新公式如式(3.30)和式(3.31)。

$$P_{(t,i)} = \frac{\tau(i) - \tau(\text{bestindex})}{\tau(\text{bestindex})} \quad (3.30)$$

$$\tau(i) = (1 - \text{rou}) \cdot \tau(i) + \text{fitness}(i) \quad (3.31)$$

式中: $\tau(i)$ 为信息素浓度; $P_{(t,i)}$ 为转移概率; rou 为信息素挥发度。

(2) 算法流程

该算法模仿了蚂蚁群体中个体间的协作和环境适应能力, 为优化问题提供了一种有效的解决方法, 如图 3.8 是蚁群算法的流程图。

步骤一: 算法从初始化阶段开始, 准备执行蚁群优化。

步骤二: 设定蚁群算法的关键参数, 包括蚂蚁数量、信息素初始值、迭代次数、启发因子、挥发系数等。

步骤三: 构造解空间, 为蚂蚁群生成解空间, 每只蚂蚁根据状态转移规则选择路径, 逐步构建可行解。

步骤四: 更新信息素, 根据路径质量更新信息素浓度, 高质量路径上的信息素浓度增加, 而低质量路径的信息素随时间衰减。

步骤五: 增加迭代次数, 将当前的迭代次数加 1, 进入下一轮搜索。

步骤六: 判断是否达到设定的最大迭代次数。如果未达到, 则返回构造解空间步骤, 继续迭代; 如果达到, 则跳至下一步。

步骤七: 输出最优解, 根据蚂蚁群的搜索结果输出全局最优解, 代表问题的最优路径或最优解决方案。

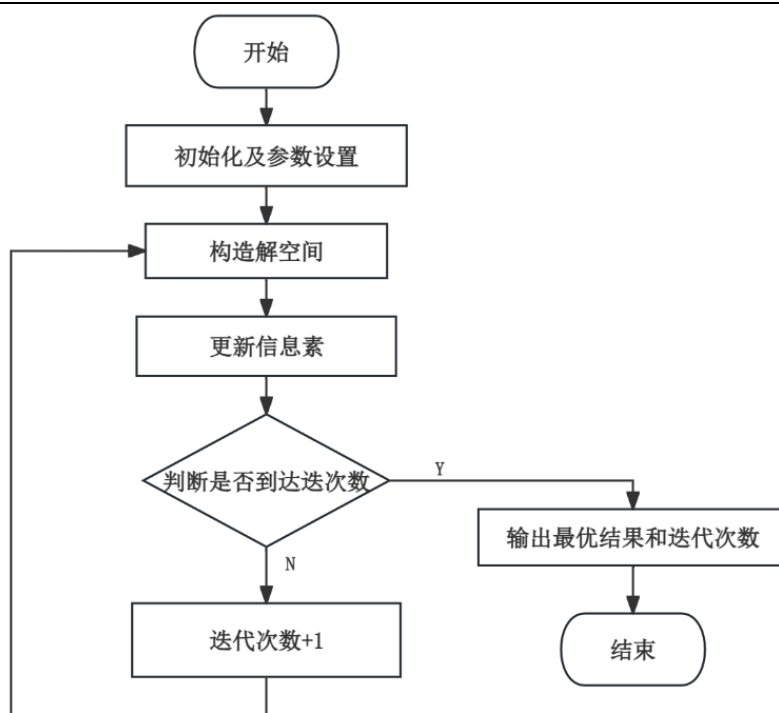


图 3.8 蚁群算法流程图

3.4.3 混合算法

传统蚁群算法具备全局搜索能力、正反馈机制和分布式计算特点，同时展现出较好的鲁棒性。其采用轮盘赌法选择下一步路径，这种方法的优势在于引入一定的随机性，从而提升全局优化的搜索能力。但是，由于初期信息素不足，搜索效率较低，收敛速度相对较慢，限制了求解速度。相比之下，传统遗传算法因其适用范围广和计算速度快而备受青睐，尤其在大规模调度问题上具有一定优势。但是，由于未能充分利用算法中的反馈信息，算法在后期往往进行大量冗余迭代，导致计算效率下降，同时在精确求解方面存在一定的局限性，难以保持高效收敛。

所以，本研究基于以上分析，将 ACO 和 GA 进行了混合优化。在混合过程中，当信息素强度矩阵引导遗传算法的轮盘赌选择时，GA 产生的精英解集会动态修正信息素挥发系数，进而形成跨代际的协同进化循环。这种跨范式融合不仅继承 ACO 的并行搜索能力与全局收敛特性，同时整合 GA 的种群多样性保持机制，进一步提升了两者的协同效果。混合算法流程图如图 3.9 所示。

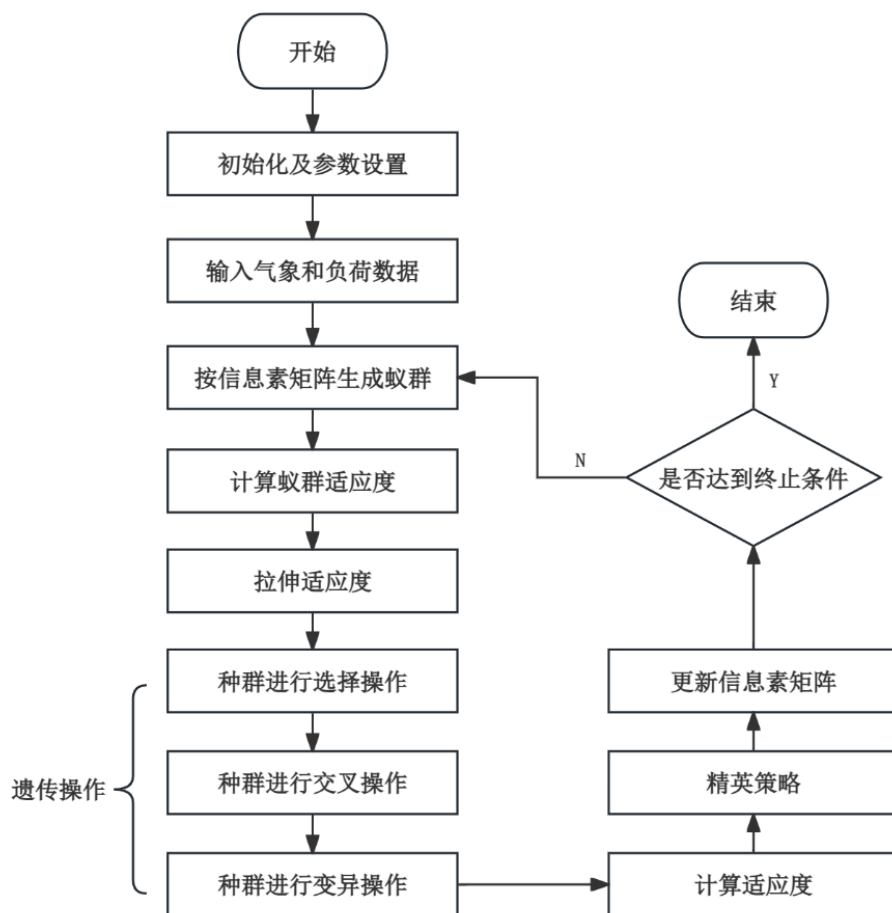


图 3.9 遗传和蚁群算法流程图

3.4.4 改进算法步骤

(1) 编码与解码。在染色体编码策略的构建中，作为解空间决策变量的微电源配置容量被映射至基因位点序列，并采用实际值进行编码。

(2) 初始化参数。具体参数如表 3.6 所示。

表 3.6 参数设置

参数符号	参数名称	参数取值	参考取值
m	初始蚂蚁数量	50	10~100
$N_{\max}$	最大迭代次数	100	100~1000
α	信息浓度的权重	1	1~2
β	启发式函数的权重	5	2~5
ρ	挥发系数	0.1	0.1~0.5
τ	信息素的值	100	1~10
P_c	交叉概率	0.6	0.6~0.9
P_m	变异概率	0.01	0.01~0.1

在蚁群优化算法中，相较于传统参数配置，将初始信息素浓度设定为较高水平能够通过以下机制优化算法性能：强化初始路径引导，高初始信息素浓度通过提升路径间的初始吸引力阈值，促使蚂蚁个体在算法初期更倾向于探索具有潜在优势的路径结构，从而加速收敛方向的形成。降低初始选择偏差，通过缩小路径间初始信息素浓度的差异度（传统设置通常为1~10），该策略有效规避了低信息素路径因初始值过低而完全被搜索空间排除的风险，增强了解空间的均匀探索能力。协同挥发机制调控，结合低信息素挥发系数，高初始值能够维持路径吸引力的长期稳定性。挥发速率的降低抑制了信息素的过度衰减，延长了优质路径的引导作用，从而在全局搜索与局部开发之间形成动态平衡，显著缓解算法早熟收敛问题。

此参数配置策略通过耦合初始信息素强度与挥发动力学协同优化，实现了对解空间探索效率与鲁棒性的双重提升，为复杂组合优化问题提供了更具适应性的求解框架。

（3）计算信息素矩阵并生成蚁群。研究表明，初始种群的多样性的提升，对算法性能的优化有明显的提升^[43]。鉴于混沌映射的优良随机分布属性，逻辑型混沌映射^[44]如式(3.32)，将混沌序列的值映射到决策变量的取值范围，生成蚂蚁的位置。

$$\begin{cases} X_{n+1} = \mu X_n (1 - X_n) \\ \mu \in [0, 4] \\ X_n \in (0, 1) \end{cases} \quad (3.32)$$

（4）拉伸适应度。利用线性变换^[45]进行个体适应度拉伸，这样可以防止出现过早收敛和停滞现象地发生，其公式如式(3.33)：

$$f_i = \begin{cases} af_i + b, f_i \geq 0 \\ 0, f_i < 0 \end{cases} \quad (3.33)$$

$$\begin{cases} a = 2 \\ b = \text{avg}(f) \times (1 - a) \end{cases} \quad (3.34)$$

式(3.33)中的参数 a 和 b 的设计确保了种群在经历拉伸处理后的平均适应度保持稳定，同时最优适应度为平均适应度的倍数，在这里我们取 2 倍。如果种群中最低适应度个体的适应度低于最高适应度个体，种群中的最优个体适应度则被认定为最高适应度；进一步，用种群中的最高适应度替换最低适应度，从而提升整体种群质量。

（5）选择操作。锦标赛选择是进化算法中常用的一种个体选择策略，其核心思想是通过模拟“锦标赛竞争”的方式，从种群中筛选出适应度较高的个体参与后续的交叉和变异操作。所以我们采用锦标赛选择，随机选择 k 个个体，根据适应度选择优秀个体进入下一代。

（6）交叉操作。从染色体中随机选择部分位置的值，将选择的值进行随机重排，并将重排后的值放回对应的位置。

（7）变异操作。由于本研究只有 3 个变量，交叉变异以及一般普通的变异方式不能够让变异操作明显，所以本研究采用高斯变异，通过对基因值添加随机扰动达到变异目的。

(8) 计算蚁群适应度。本研究的目标函数是总成本最低，但是由于适应度函数是适应值越高越好，所以我们将目标函数的倒数作为我们本研究的适应度函数，适应度越高，目标函数值越小，则越符合我们总成本月底的目标。

(9) 精英策略。精英策略^[46]指通过非支配排序算法对种群个体实施适应度升序排列，在代际迁移过程中强制保留前 K 个最优个体至子代种群。采用精英策略保留当前最优解，确保最优解在迭代过程中不会丢失。

(10) 更新信息素矩阵。按照式(3.30)和式(3.31)更新下一代蚂蚁，更新信息素浓度。

(11) 终止条件。在算法运行时，判断是否到达迭代次数，直至获得最优解。

3.5 算例分析

3.5.1 基础数据

本实验以安徽省某地区一年的气象数据和当地一年实际用电量为基础，各种数据采样的采样间隔为 1h，全年 8760h 的各类气象数据分别如图 3.10 至图 3.12 所示，各分布式电源组件选取及污染物的相关参数见表 3.7 至表 3.10。

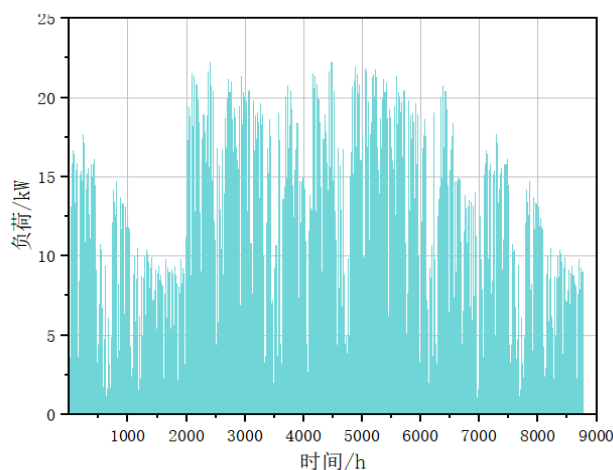


图 3.10 全年用电负荷

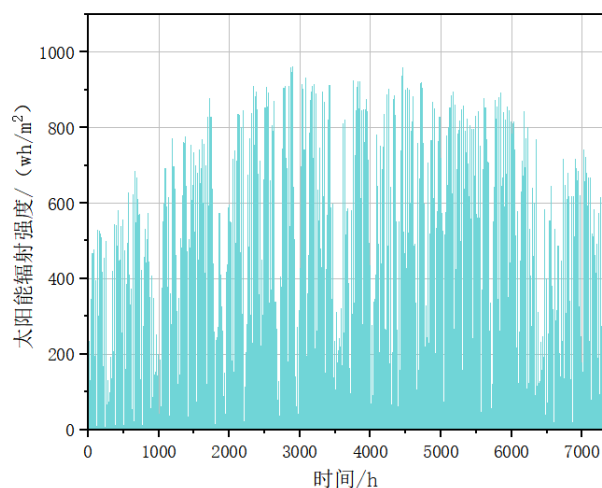


图 3.11 全年太阳辐射

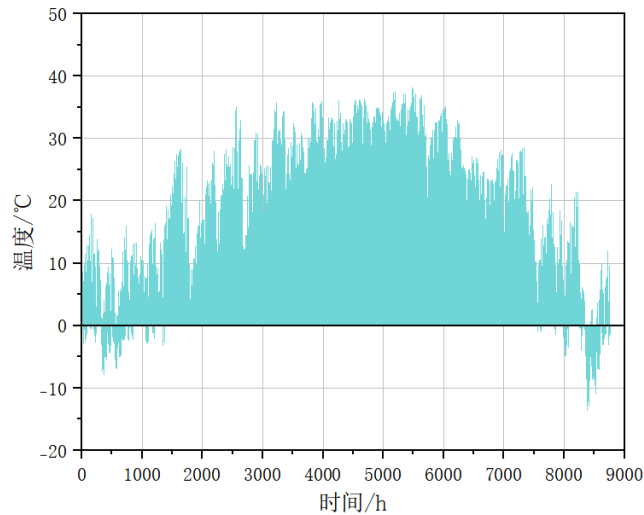


图 3.12 全年温度

表 3.7 光伏组件参数

指标	参数
单机容量	250Wp
初始投资费用	400 元/块
运行维护费用	5 元/（kW/年）

表 3.8 电池参数

指标	参数
单机容量	4.6kWh
初始投资费用	1800 元/块

表 3.9 柴油发电机参数

指标	参数
单机容量	8kW
初始投资费用	6800 元/台
运行维护费用	0.52 元/时

表 3.10 污染气体排放、治理标准

气体种类	排放标准 [g/kWh]	治理费用系数 [元/kg]
CO ₂	650	0.026
SO ₂	0.4	4
NO _x	6	7

3.5.2 算法对比

离网型微电网预计运行年限设定为 20 年，太阳能光伏组件、储能电池和柴油发电机数量为三个可变化的数量，这些变量的合理配置直接影响到系统的性能和经济性。我们采用遗传算法、蚁群算法和改进混合算法进行优化求解，各算法优化结果及其收敛曲线如表 3.11 和图 3.13 所示。

表 3.11 微电网优化结果

算法	光伏/块	电池/块	柴油发电机/台	年均成本/元
GA	398	45	1	38153.35
ACO	396	39	2	37271.54
GA-ACO	395	38	1	36939.72

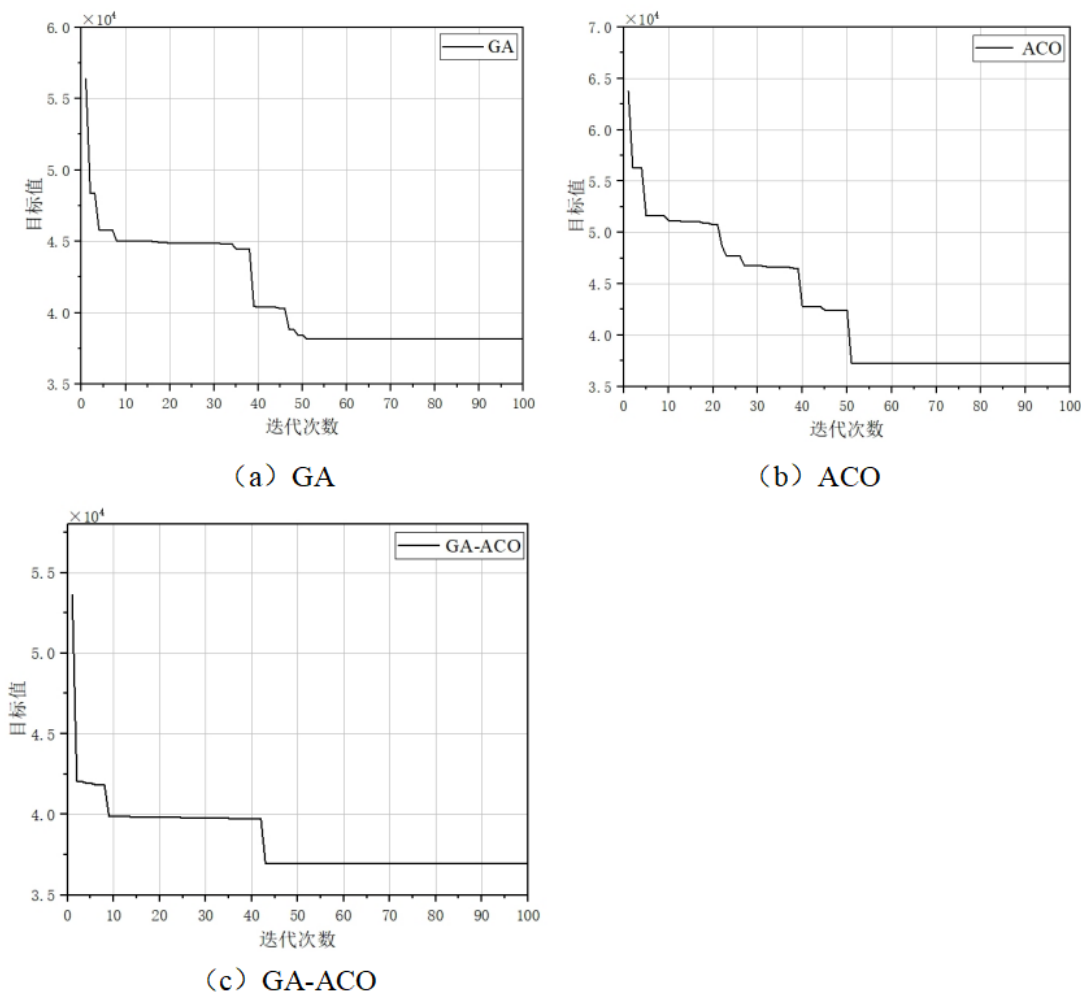


图 3.13 算法寻优对比

从图 3.13 (a) 可知, GA 在迭代初期目标值下降较快, 但在迭代次数达到约 40 次后, 目标值趋于平稳, 收敛速度较慢, 但最终的目标值较高, 说明 GA 在该问题中找到的最优解质量一般, 并且目标值的波动较大, 说明 GA 在该问题中的稳定性较差。

从图 3.13 (b) 可知, ACO 在迭代初期目标值下降速度较快, 但在迭代次数达到约 30 次后, 目标值趋于平稳, 收敛速度也较慢, 目标值的波动也较大, 说明 ACO 在该问题中的稳定性较差, 但最终的目标值也较高, 说明 ACO 在该问题中找到的最优解质量一般。

从图 3.13 (c) 可知, GA-ACO 在迭代初期目标值下降速度较快, 且在整个迭代过程中, 目标值的下降趋势较为平稳, 收敛速度较快, 且最终的目标值较低, 说明 GA-ACO 在该问题中找到的最优解质量较好。

总之, GA、ACO 及其 GA-ACO 均符合要求, 其中 GA-ACO 在微电网年均总成本指标上呈现更优表现。该混合策略不仅在迭代次数上缩短 17.6% (相较于 GA) 和 18.8% (相较于 ACO), 而且其求解精度亦较单一算法提升 8.3% 以上, 充分验证了 GA-ACO 在收敛效率与优化质量方面的双重优势。所以综上所述, 该系统的光伏、储能和柴油发电机的容量配置如表 3.12 所示。

表 3.12 系统最优配置方案

光伏容量/kW	储能容量/kW	柴油容量/kW
99	175	8

3.6 本章小结

本章针对离网型光储柴微电网的容量优化配置展开研究。首先构建了光伏单元、储能电池及柴油发电机的功率特性数学模型; 其次构建了由经济性、可靠性以及环保性三部分组成的目标函数, 并采用层次分析法计算各部分的权重, 将各微源的容量大小设定为优化变量, 最后使用 GA、ACO、GA-ACO 三种算法分别对微电网中各微源的容量配置进行求解, 通过运算结果的对比得到一组最适合的容量配置方案, 实验结果证明通过结合 GA 和 ACO 的优点, 算法收敛更快, 精度更高。

4 基于预测光伏功率的多目标能量调度方法

微电网在独立运行模式下，需要依赖内部能源的协同调度来满足负荷需求，实现系统的经济性和环保性运行。本章节在第二章和第三章的基础之上，针对离网型光储柴微电网，首先基于以往的数据对使用改进的 GWO-SVR 算法对光伏功率进行预测，掌握可再生能源的出力变化趋势。随后，在配置的容量范围内，构建多目标能量调度模型，以运行成本和环境环保成本的目标函数，并将离网型运行特有的功率平衡、设备出力限制和储能状态限制作为约束条件，通过多目标算法求解，确定未来一日微电网的调度方案，并与专家策略进行对比，实现离网型微电网的高效经济运行。

4.1 能量调度方法分析

在离网型微电网中，由于无法依赖大电网进行功率调节，内部能源的合理调度对系统的经济性和环保性至关重要。其中，光伏功率预测的精度直接决定了能量调度策略的有效性。受光伏发电的随机性和间歇性影响，预测误差过大会导致功率供需失衡，削弱调度优化效果，甚至影响系统的稳定运行。因此，提高光伏功率预测的准确性是优化微电网调度的核心环节。此外，在构建能量调度模型时，光伏功率作为关键输入变量，直接影响后续的优化决策，对系统整体运行效率具有决定性作用。

目前现有的方法大多基于机器学习算法进行预测光伏功率预测或者负载预测，再使用多目标算法进行求解。文献^[47]采用 STI-CNN（短期负荷预测卷积神经网络）方法来进行精确的负荷预测，并构建了一个微电网多目标动态优化调度的通用模型。该模型旨在实现微电网系统的经济和环境双重优化目标，通过综合考虑成本最小化与环境影响最小化。文献^[48]通过分析负荷数据非线性/非平稳特征，选取 ICEEMDAN 分解算法结合双向长短期记忆网络构建 BiLSTM 模型。经与 SVR、LSTM 及 EMD/CEEMDAN 组合模型对比验证，本模型预测精度提升显著，证实 ICEEMDAN 算法优越性。文献^[49]中使用了不同的预测模型进行高精度的智能预测，具体包括：利用粒子群优化算法（Particle Swarm Optimization, PSO）优化的长短期记忆（LSTM）神经网络来预测风机出力；采用基于长短期记忆网络（Long Short-Term Memory, LSTM）的支持向量机（Support Vector Machine, SVM）对光伏出力进行预测；以及应用布谷鸟搜索算法（Cuckoo Search, CS）优化的 BP 神经网络来预测电弧炉负荷，针对多目标优化问题，该文献提出了一种改进的多目标粒子群优化算法（Multiple Objective Particle Swarm Optimization, MOPSO），在标准 MOPSO 算法的基础上，引入了自适应网格构建、交叉变异操作和轮盘赌选择机制等策略以增强算法性能。

本章在分析前人研究成果的基础上，考虑各个预测算法以及不同角度构建的模型，采用数据驱动方法，结合气象因素与光伏阵列输出功率数据，构建光伏功率预测模型。同时，针

对微电网的优化运行需求，构建能量优化调度模型，以实现合理的能源分配与调度。通过优化求解，为离网型微电网提供科学高效的运行方法，提升系统的经济性、稳定性及环保性。

4.2 预测算法选型

针对短期的预测方法多种多样，不同的数据集适用于不同的预测方法，预测结果也会有所差异。每种方法都有其独特之处，可从不同角度分析以获得最优预测结果。例如，小波预测方法^[50]可有效去除光伏功率中的异常数据，提高预测精度，同时能够处理数据的自相似性，使预测结果更精准，满足应用需求。然而，其实时性和递归性较差，无法进行实时预测，这是小波预测的主要局限性。神经网络方法^[51]虽然能够非常接近任何非线性函数，大幅提升预测精度，但容易出现过度拟合的倾向，其泛化能力不足。支持向量回归算法^[52]则能够在样本量有限的情况下实现全局最优解的求解，并通过非线性变换映射至更高维特征空间，以更好地解决实际问题。综合考虑光伏功率特征及有限样本数量，本文选取支持向量回归算法进行功率预测。

鉴于本文针对短时光伏功率的预测需求，在模型构建过程中，选用了适用于小规模数据集、收敛速度快且拟合效果良好的支持向量回归（Support Vector Regression, SVR）算法作为主要预测模型。然而，SVR 在实际应用中涉及多个参数的优化，若仅依赖经验值设定，可能会导致较大偏差。因此，有必要引入一种优化算法，以提升参数调优的准确性和模型性能。理想的优化算法应具备以下特性：

- （1）适用于参数优化问题；
- （2）参数设置简洁，易于实现；
- （3）具备较强的全局搜索能力，且收敛速度快。

基于上述要求，本文采用改进的灰狼优化算法对 SVR 的关键参数进行优化，以提高模型的预测精度和泛化能力。

4.3 数据集的定义与分析

4.3.1 数据预处理

- （1）异常值检测。先计算样本数据的均值 $E(t)$ 、标准差 $\sigma(t)$ 和偏差率 $\rho(i,t)$ 。

$$E(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x(i,t) \quad (4.1)$$

$$\sigma(t) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x(i,t) - E(t))^2} \quad (4.2)$$

$$\rho(i,t) = \frac{|x(i,t) - E(t)|}{\sigma(t)} \quad (4.3)$$

式中： $x(i,t)$ 表示第 i 日 t 时刻的数据值； N 表示历史的天数。

再判断各数据点的偏差率是否超过允许值。若偏差率小于等于允许值，则说明该数据点是正常的，不用再进行处理；若偏差率大于允许值，则说明为异常值，此时需要对该数据值进行处理。

(2) 缺失数据补充。数据的确实对预测结果的影响有着很大的影响，所以为了保证结果的有效、准确性，所以我们要对缺失的数据进行补充。正常的数据应该都是连续的，但是可能会存在采集传感器故障、停电或者数据上报终端等原因会导致数据丢失。所以对于非连续性缺失的数据，则一般采用相应的方法进行补全。本文采用邻近时刻数据进行补充，具体如公式(4.4)所示：

$$x(d,t) = \sum_{i=1}^n [\omega_i x(d_i,t)] \quad (4.4)$$

式中： $x(d,t)$ 为第 d 天 t 时刻负荷； $x(d_i,t)$ 是当天邻近几个日期 t 时刻负荷，且同第 d 天是同一日期类型， ω_i 是加权平均权重， n 常常取 3。

(3) 数据的归一化和反归一化。实际数据通常具有不同的量纲和数值范围，若直接输入预测模型，可能影响训练速度和预测效果。由于数据特征的量纲差异会导致模型训练收敛性较差，因此需进行归一化处理，将有量纲数据转换为无量纲数据，从而提升模型的训练精度和收敛速度。因此本文采用离差标准化的归一化方法，可以将数值转化为[0,1]区间内，具体归一化方法为公式(4.5)：

$$x^* = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (4.5)$$

式中： x 为原始特征值，其中 $x_{\min}$ 为最小值， $x_{\max}$ 为最大值； x^* 为归一化后的特征值。

同理，由于预测模型的输出结果也是处在区间在[0,1]的无量纲数值，此时就需要通过反归一的方法，将数据进行还原，将无量纲数据转化为有量纲的数据。本文采用的反归一化方法为公式(4.6)所示：

$$y = y(x_{\max} - x_{\min}) + x_{\min} \quad (4.6)$$

式中： y 代表预测模型输出的数据。

4.3.2 模型评估指标

常用的误差评定方法有以下几种：

(1) 平均绝对误差 (Mean Absolute Error, MAE)，是一种预测评估中常用的评估指标，用于评估预测值与实际值之间的差异，主要计算方法是通过求解预测值与实际值之间绝对误差的平均值。MAE 值越小，说明预测结果与实际值的误差越小，预测的精确度越高；反之，MAE 值越大，则表明预测结果与实际值的误差越大，预测的精确度越低。

$$MAE = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m |y_i - \hat{y}_i| \quad (4.7)$$

(2) 均方根误差 (Root Mean Square Error, RMSE)，是衡量预测模型精度的核心指标，通过计算预测值与真实值离差平方的均值平方根实现误差量化。其物理单位与原始数据一致，能直观表征平均误差强度，广泛应用于回归分析等领域，其值越小表明模型预测精度越高。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (4.8)$$

(3) 复判定系数 (R^2)，是评估回归模型解释力的核心指标，表征自变量对因变量变异的解释比例，取值范围 0~1。其定义为预测值变异占总变异的百分比。 R^2 越接近 1，模型拟合度越高，但需警惕自变量增加引起的虚高现象 (需配合调整 R^2 分析)。该指标在计量经济学、机器学习等领域广泛应用，可横向对比不同模型性能。

$$R^2 = 1 - \frac{\sum (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum (y_i - \bar{y}_i)^2} \quad (4.9)$$

4.4 基于改进 GWO 的 SVR 光伏功率预测

4.4.1 支持向量机理论

4.4.1.1 支持向量机

支持向量机 (Support Vector Machines, SVM) 是一种用于二分类任务的模型^[53,54]，最初用于解决线性可分问题。参考图 4.1，图中包含一条位于中央的“最优分类线” (决策超平面)，其两侧平行分布着 H1 和 H2 两条间隔边界线，两者间距构成最大分类间隔。紧邻 H1 和 H2 的若干空心和非空心的数据点被分为 2 类，这些样本直接决定分类线的位置和间隔宽度。

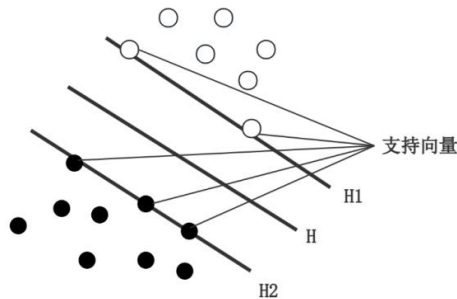


图 4.1 最优分类线示意图

在进行光伏功率预测时，因为光伏发电具有强非线性且不连续性的特征，所以采用非线性 SVM 能够更精准地捕捉这些特征，从而提升预测结果的准确性^[55]。对于高维的数据集，使用线性 SVM 可能难以有效区分数据类别，导致分类错误率上升、预测精度下降，所以通过核函数可以将原始数据非线性映射到高维空间，使得模型泛化能力提升从而有效解决非线性问题。

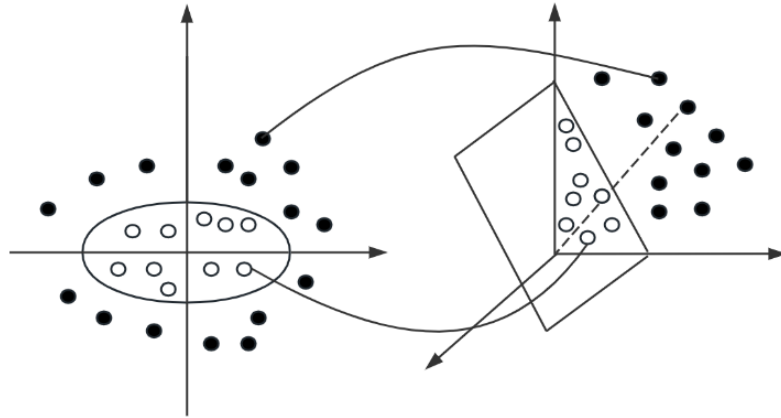


图 4.2 高维空间构造线性划分原理图

4.4.1.2 核函数

支持向量机中的核函数（Kernel Function）是其关键组件，它能够将在低维空间中线性的数据映射到高维空间，使得数据变得更易于处理^[56]。核函数通过隐式映射将低维数据升维至高维空间，利用核技巧直接计算内积，将非线性问题转化为线性可分，避免显式高维计算负担，在提升模型泛化能力的同时控制复杂度，是支持向量机等算法解决复杂分类的关键。常用核函数如表 4.1 所示。

表 4.1 常用核函数

序号	核函数	公式	参数
1	多项式核函数	$k(x_i, x_j) = (x_i^T x_j)^d$	$d \geq 1$ 为多项式的个数
2	高斯径向基核函数	$k(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\ x_i - x_j\ ^2}{2\sigma^2}\right)$	$\sigma > 0$ 为核的作用宽度
3	Sigmoid 核函数	$k(x_i, x_j) = \tanh(\beta x_i^T x_j + \theta)$	$\tanh$ 为双曲正切函数， $\beta > 0, \theta < 0$

在支持向量机建模中，核函数的选择直接影响模型性能与泛化能力。针对光伏发电功率预测中多环境变量（如辐照度、温度）构成的高维、非线性数据特征。通常情况下，高斯径向基函数（RBF核）是应用最为广泛的核函数之一，在处理高维数据时其性能优于其他几种核函数。相较于多项式核的预设阶数限制和Sigmoid核的低维适用性，RBF核无需先验结构假设，在高维空间中以指数衰减机制平衡模型复杂度与计算效率，避免维度灾难。此外，RBF核对数据分布偏移具有强适应性，兼顾鲁棒性与泛化需求，为动态光伏功率预测提供可靠的理论支撑。

4.4.1.3 支持向量机回归

支持向量回归（Support Vector Regression, SVR）是基于支持向量机的一种回归技术^[57,58]，其核心在于通过构建 ε -不敏感损失函数和间隔带来平衡模型的精确度与泛化能力。SVR的目标是尽量减少预测值与实际值之间的误差，即最小化预测值与真实值之间的误差平方和，同时最大化间隔，确保样本点到超平面的垂直距离总方差最小，以增强模型的泛化能力。为实现这一目标，Vapnik等人将分类支持向量机（SVM）的理论框架扩展至回归任务，引入了 ε -不敏感损失函数，其主要作用在于通过构建容忍区间平衡回归模型的拟合精度与鲁棒性。

主要公式如式(4.10)和式(4.11)所示：

$$L(y, f(x, w)) = L(|y - f(x, w)|) \quad (4.10)$$

$$L(f(x, w), y, \varepsilon) = \begin{cases} 0, & |y - f(x, w)| \leq \varepsilon \\ |y - f(x, w)| - \varepsilon, & |y - f(x, w)| > \varepsilon \end{cases} \quad (4.11)$$

式中： $f(x, w)$ 为回归预测函数返回的预测值， y 是其真实值。式(4.11)所示，当 $f(x, w)$ 与 y 之间的差值小于等于 ε ，则损失等于0。

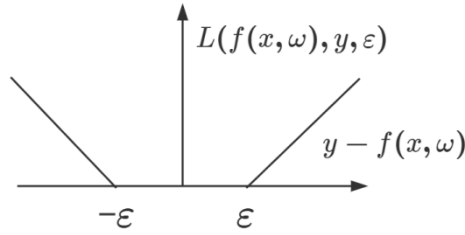


图 4.3 不敏感损失函数

假设有 n 个训练集为 $\{(x_i, y_i), i=1, 2, \dots, n\}$ ，其中 y_i 为第 i 个训练样本的输出值， x_i 为第 i 个训练样本的输入列向量， $x_i = [x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{ni}]^T$ ， x_i 、 y_i 为实数。

回归函数(4.12)可以用于估算样本数据。

$$f(x) = y = \omega x + b \quad (4.12)$$

式中： $\omega \in \mathbb{R}$ ， $x \in \mathbb{R}^n$ ， $b \in \mathbb{R}$ 。

由此可得出回归式如式(4.13)：

$$\begin{cases} \min \frac{1}{2} \|\omega\|^2 \\ \text{s.t.} \begin{cases} y_i - (\omega \cdot x_i) - b \leq \varepsilon \\ -y_i + (\omega \cdot x_i) + b \leq \varepsilon \end{cases} \end{cases} \quad i=1, \dots, n \quad (4.13)$$

在支持向量机中，当数据呈现非线性可分特性或包含噪声时，直接使用硬间隔分类器会导致模型无法收敛或过拟合。所以，需通过引入松弛变量对原始优化问题进行松弛化处理。进行松弛话处理和引入惩罚因子的SVR问题如式(4.14)所示：

$$\begin{cases} \min \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^n (\xi_i + \xi_i^*) \\ \text{s.t.} \begin{cases} y_i - (\omega \cdot x_i) - b \leq \varepsilon + \xi_i \\ -y_i + (\omega \cdot x_i) + b \leq \varepsilon + \xi_i^* \\ \xi_i \geq 0, \xi_i^* \geq 0 \end{cases} \end{cases} \quad i=1, \dots, n \quad (4.14)$$

较小的惩罚因子 C 会对误分类样本有更高的容忍度，使模型在一定程度上允许更多误分类，从而增强对噪声的鲁棒性，但可能会导致模型比较复杂，从而影响其泛化和拟合能力。而较大的惩罚因子 C 虽强化了边界清晰度，却牺牲了对噪声扰动的鲁棒性，最终可能导致泛化性能下降。通过引入拉格朗日乘子，原始的带约束优化问题得以转换为仅含等式约束的无约束形式，这一转换不仅简化了求解流程，更显著提升了计算效率，其核心在于将复杂的约束条件内嵌至目标函数的拉格朗日对偶空间中，实现最优解的等价刻画，从而规避了直接处理不等式约束的复杂性。具体公式如式(4.15)所示：

$$\begin{aligned} L(\omega, b, a, a^*, \xi_i, \xi_i^*) = & \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^n (\xi_i + \xi_i^*) - \sum_{i=1}^n \alpha_i (\xi_i + \varepsilon - y_i + \omega \cdot x_i + b) \\ & - \sum_{i=1}^n (\xi_i^* + \varepsilon + y_i - \omega \cdot x_i - b) - \sum_{i=1}^n (\eta_i \xi_i - \eta_i^* \xi_i^*) \end{aligned} \quad (4.15)$$

式中： α_i 、 α_i^* 、 η_i 、 η_i^* 均表示拉格朗日因子，对上述的参数 ω ， b ， ξ_i ， ξ_i^* 的偏导为0，即：

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial b} = 0 \Rightarrow \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial \omega} = 0 \Rightarrow \omega = \sum_{i=1}^n (\alpha_i x_i - \alpha_i^* x_i) \\ \frac{\partial L}{\partial \xi_i} = 0 \Rightarrow C - \alpha_i - \eta_i = 0 \end{cases} \quad (4.16)$$

将式(4.16)化简，转换成对偶形式为式(4.17)：

$$\begin{cases} \max \left[-\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (\alpha_i^* - \alpha_i) (\alpha_j^* - \alpha_j) (x_i \cdot x_j) - \varepsilon \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) + \sum_{i=1}^n y_i (\alpha_i^* - \alpha_i) \right] \\ \text{s.t.} \begin{cases} \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0 \\ 0 \leq \alpha_i \leq C \\ 0 \leq \alpha_i^* \leq C \end{cases} \end{cases} \quad (4.17)$$

解方程得最优解，基于此得到回归函数如式(4.18)：

$$f(x) = \sum_{i=1}^n (\alpha_i^* - \alpha_i) (x \cdot x_i) + b \quad (4.18)$$

当该值不为零时，相应的数据点被定义为支持向量。在模型训练的过程中，这些支持向量起到了至关重要的作用，直接决定了最终分类或回归边界的形态。在此之前，已通过选取

合适的核函数，将原始数据映射至高维特征空间，使其在该空间内变得线性可分，从而能够进一步运用线性回归分析，以构建更加精确且稳定的预测模型。

此时核函数 $K(x_i, x) = (\phi(x_i) \cdot \phi(x))$ ，回归函数的表达式如式(4.19)所示：

$$\begin{aligned} f(x) &= \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) (\phi(x_i) \cdot \phi(x)) + b \\ &= \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) k(x_i \cdot x) + b \end{aligned} \quad (4.19)$$

4.4.1.4 支持向量机回归模型

SVR的神经网络结构如图 4.4，其通过数学形式化映射揭示了输入特征与输出预测间的内在关联机制。 $(\alpha_i - \alpha_i^*)$ 是拉格朗日乘子对偶变量的权重，在该结构中，每个中间节点与每个支持向量有着一一对应的关系，所以输入与输出之间的关系就能够很好地进行表征映射，实现数据特征的高效变换。对于神经网络架构来说，其每个步骤需要根据经验来设定参数值，而支持向量的取值通过序列最小优化算法迭代求解，无需人工预设网络结构或初始化参数。这种特性使得模型在训练过程中能够自适应调整，从而提高预测的准确性和泛化能力。

虽然SVR模型在非线性数据处理及结构简洁性上具有优势，但其性能仍可能受限于局部最优解的潜在风险。作为核心调节参数，惩罚因子与核函数的优化对抑制过拟合或欠拟合现象至关重要。然而计算复杂度的陡增与训练时间的显著延长，是传统参数选择方法的主要瓶颈。基于经验与实践的参数选取模式，因缺乏理论框架支撑，使得最佳参数值的数学证明或理论推导面临挑战。尽管遗传算法、粒子群算法等进化策略在参数寻优效率上表现突出，局部最优陷阱仍是其固有局限。为此，本研究引入改进型灰狼算法，旨在实现计算耗时的大幅缩减与预测精度的系统性提升，突破传统进化算法的局部收敛限制，为SVR参数优化提供兼具效率与鲁棒性的解决方案。

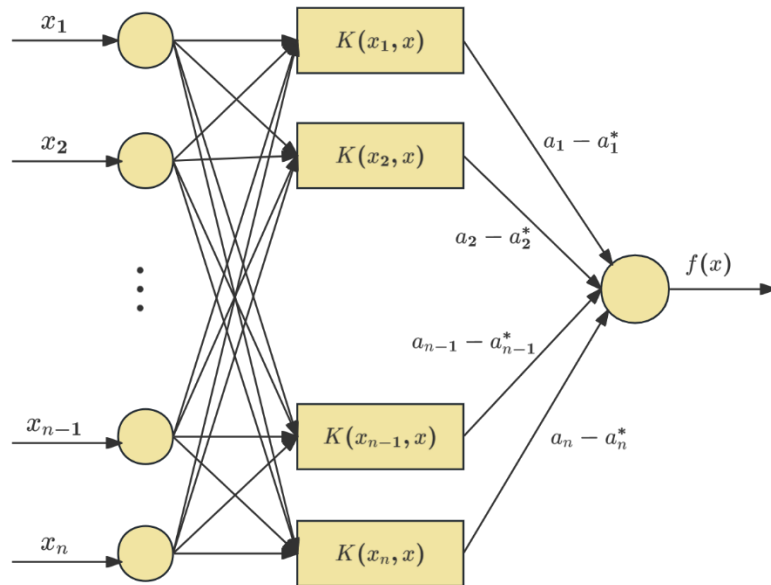


图 4.4 SVR 的神经网络结构

4.4.2 灰狼算法及其改进

4.4.2.1 灰狼算法原理

灰狼优化算法是一种于 2014 年问世的群体智能优化方法^[59]，其灵感来源于草原上灰狼的捕猎行为，包括追踪、包围及攻击等过程^[60]。通过模拟这些行为，算法中的个体不断调整自身位置，以期最终锁定并捕捉到“猎物”，即找到全局最优解。该算法依靠狼群内部的合作机制来推进优化进程。在狼群中，每只灰狼都有着自己的身份，从而形成了一个明确的社会层级结构^[61]。其中，最优秀的解被标记为 α ，次优和第三优的解分别被指定为 β 和 δ ，这两者共同引导其余的 ω 狼寻找目标。在优化操作期间，会更新 α 、 β 、 δ 以及 ω 狼的位置。

(1) 围捕

在捕猎过程中，灰狼群首先会进行包围猎物的行为。围捕过程参考公式(4.20)和(4.21)：

$$D = |C \cdot X_p(t) - X(t)| \quad (4.20)$$

$$X(t+1) = X_p(t) - A \cdot D \quad (4.21)$$

$$\begin{cases} A = 2\vec{\alpha} \cdot \vec{r}_1 - \vec{\alpha} \\ C = 2 \cdot \vec{r}_2 \end{cases} \quad (4.22)$$

式中： t 表示当前迭代次数； A 和 C 是协同向量； $\vec{\alpha}$ 的分量在算法迭代过程中按照线性规律由 2 递减至 0； $\vec{r}_1$ 和 $\vec{r}_2$ 是在[0,1]区间内产生的随机向量。 $X_p(t)$ 代表第 t 次迭代时猎物的位置向量，而 $X(t)$ 表示第 t 次迭代时灰狼的位置向量。

(2) 狩猎

猎物位置识别与包围能力的核心实现者，是具备主导权的 α 狼——在灰狼群体狩猎行动中，对潜在目标敏感度最高的个体依次为 α 狼、 β 狼及 δ 狼，其位置信息构成了群体协同的基础框架；其余灰狼个体依据这三类领导者的空间坐标，通过预设的位置更新机制动态调整自身移动轨迹，从而完成从局部搜索到全局收敛的群体智能优化过程，如图 4.5。狩猎过程参考公式(4.23)、式(4.24)和式(4.25)。

$$\begin{cases} D_\alpha = |C_1 \cdot X_\alpha - X(t)| \\ D_\beta = |C_2 \cdot X_\beta - X(t)| \\ D_\delta = |C_3 \cdot X_\delta - X(t)| \end{cases} \quad (4.23)$$

$$\begin{cases} X_1 = |X_\alpha - A_1 \cdot D_\alpha| \\ X_2 = |X_\beta - A_2 \cdot D_\beta| \\ X_3 = |X_\delta - A_3 \cdot D_\delta| \end{cases} \quad (4.24)$$

$$X(t+1) = \frac{X_1 + X_2 + X_3}{3} \quad (4.25)$$

式中： X_α 、 X_β 和 X_δ 表示当前迭代中 α 、 β 和 δ 的位置向量，而 $X(t)$ 代表第 t 次迭代时灰狼的位置向量。更新后的个体位置向量则用 $X(t+1)$ 表示^[62]。

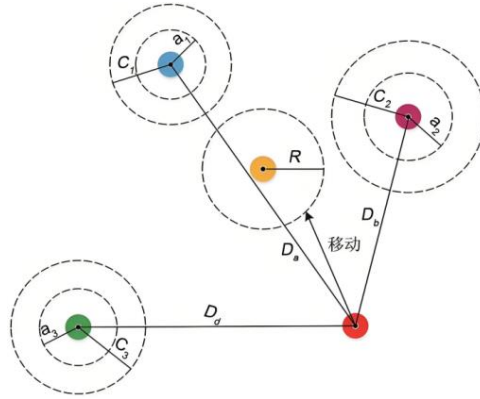


图 4.5 灰狼位置更新策略

(3) 攻击

在灰狼优化算法的迭代框架中，收敛因子由初始值 2 逐步递减至 0 的调控机制，是捕猎行为（即全局最优解搜索）的核心实现路径。随着迭代次数的累积，群体位置更新受收敛因子动态调节，最终引导整个种群在算法终止时稳定收敛至目标最优解。

4.4.2.2 改进灰狼算法

(1) Tent 混沌映射序列

灰狼算法的初始种群通过随机生成的方式产生，但这方法不保证灰狼个体能够均匀分布在搜索区域，从而无法确保算法的全局搜索能力。为了提高初始灰狼个体在搜索空间中的分布广度，本文采用Tent混沌映射方程^[63]如式(4.26)来生成初始种群。

$$z_{k+1}^i = \begin{cases} \frac{z_k^i}{\beta}, & 0 < z_k^i \leq \beta \\ \frac{(1-z_k^i)}{(1-\beta)}, & \beta < z_k^i < 1 \end{cases} \quad (4.26)$$

式中： k 表示种群中的个体； i 表示待优化变量的数量。

随机数生成器和Tent混沌映射初始化种群的分布直方图，对比如图 4.6 所示。

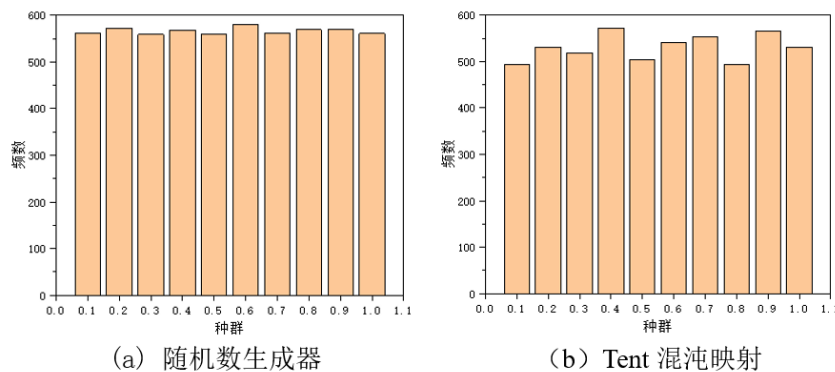


图 4.6 初始化种群对比图

(2) 非线性收敛因子

在GWO算法中，收敛因子的大小在进行迭代的过程中会随着迭代次数的增加，呈现出线性递减的线性，就导致不能很好地平衡全局搜索与局部搜索，对算法求解效率有不利影响^[64]。本文通过对收敛因子进行非线性调整，就可以使得收敛因子在前期缓慢减小，在后期大幅下降：

$$\alpha = 2 - \frac{2t^3}{t_{\max}^3} \quad (4.27)$$

式中： $t_{\max}$ 为最大迭代次数， t 为当前迭代次数。

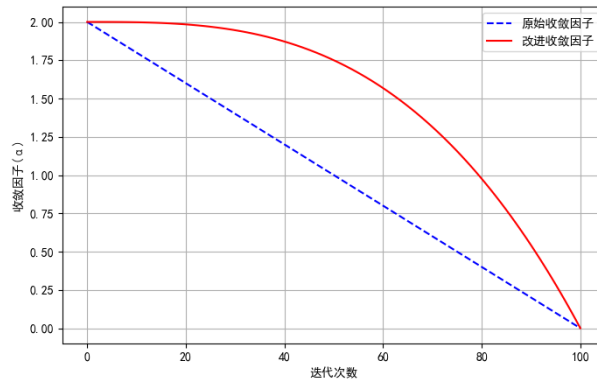


图 4.7 收敛因子对比图

(3) 模拟退火算法

在GWO算法的优化中后期，灰狼群体倾向于向 α 狼、 β 狼和 δ 狼的位置聚集。如果这些领导狼（ α 、 β 、 δ ）只被限制在一个比较小的范围中进行搜索时，就会使得整个群体被局限在一个较小的搜寻区域内，从而阻碍了群体进一步进化的能力。所以，在算法进行到中后期时，此时引入模拟退火操作以此来优化GWO算法在后期容易陷入局部最优的问题。模拟退火算法^[65]的构建可追溯至 1953 年Metropolis等人提出的概率性优化框架，其核心机制通过Metropolis准则对非最优解的有限接受，在维持种群多样性的同时，借助温度参数的渐进衰减调控搜索随机性，从而增强算法跳出局部最优吸引域的能力，实现全局探索与局部开发的有效平衡。改进的其关键步骤如下：

1) 首先根据式(4.28)和式(4.29)确定初始温度与退温函数：

$$T_0 = \frac{f_g(l)}{\log(5)} \quad (4.28)$$

$$T_{l+1} = \lambda T_l \quad (4.29)$$

式中： $f_g(l)$ 表示在本次迭代中的最优个体适应度， l 为降温的次数， λ 为退温常数。

2) 计算出候选狼的概率，如式(4.30)：

$$P = \exp\left[-\frac{f_p(l) - f_g(l)}{T_l}\right] \quad (4.30)$$

式中： $f_p(l)$ 为第 l 次降温后的最优灰狼个体适应度。

3) 根据Metropolis准则^[66]更新 α 狼，表示为式(4.31):

$$g_{\text{best}}(l) = \begin{cases} p_{\text{best}}(l), & f_p(l) < f_g(l) \\ g_{\text{best}}(l-1), & f_p(l) \geq f_g(l), \quad P < r \\ p_{\text{best}}(l), & f_p(l) \geq f_g(l), \quad P \geq r \end{cases} \quad (4.31)$$

式中： r 是均匀分布在 $[0,1]$ 区间内的随机数。

如果在第 l 次降温后， $f_p(l)$ 小于当前群体最优个体（即 α 狼）的适应度 $f_g(l)$ ，则将该最优灰狼个体定为新 α 狼；反之，若 $f_p(l)$ 大于 α 狼的适应度 $f_g(l)$ ，则进一步判断接受概率 P 是否大于随机数 r 。一旦 $P \geq r$ ， $f_p(l)$ 对应的个体将晋升为 α 狼；否则，将继续保留上一次迭代中的 α 狼。

4.4.3 预测模型的具体实现

利用上述的改进GWO对SVR进行参数寻优的流程图如图 4.8 所示，构建改进的GWO-SVR，即（SGWO-SVR）预测功率模型的步骤如下：

- (1) 数据准备与预处理，数据导入、数据集划分和数据归一化等处理，缺失数据填补。
- (2) 初始化SVR模型，包括惩罚参数 c 、核函数参数 g 的搜索范围等。
- (3) 使用改进的灰狼算法进行初始化、适应度计算、位置更新等操作获得最优的参数。
- (4) 使用改进灰狼算法得到的关于支持向量机的最优参数重新训练SVR模型。
- (5) 通过优化后的SVR模型进行功率预测，然后输入测试集，最后模型输出预测结果。

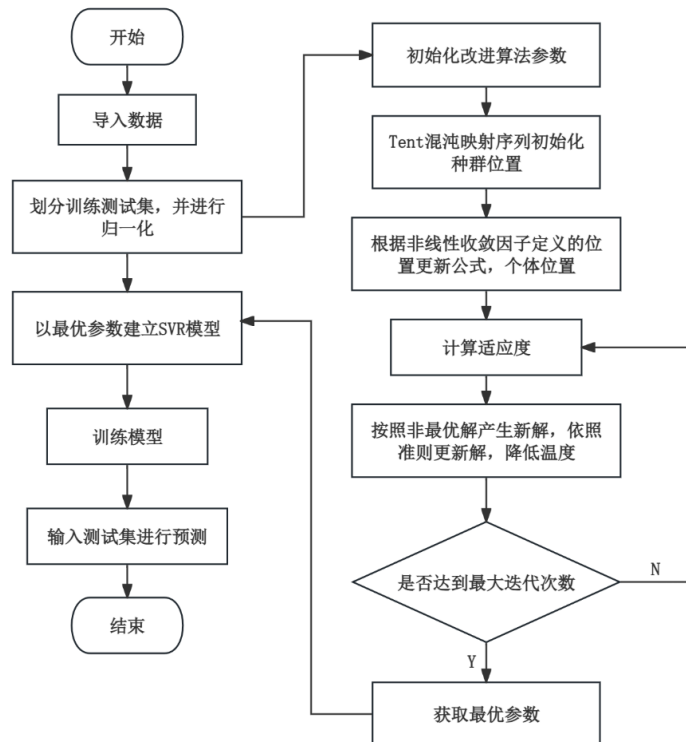


图 4.8 改进 GWO-SVR 模型流程图

4.5 光伏预测算例分析

(1) 数据预处理

本实验选取安徽省某地区的前 26 天的光伏历史发电功率和相关的气象数据。由于夜间和凌晨太阳辐照度极低，光伏发电几乎无功率输出，因此仅选取 7:00 至 19:00 的数据进行研究。智能网关以 5 分钟间隔采集数据，每天共记录 144 个采样点，最终形成 3744 组有效数据。并且考虑到工作环境的特殊性，我们选取 2024 年 9 月 7 日（晴天）和 2024 年 5 月 17 日（多云）两种天气情况作为测试集，其余数据作为训练集。此外，为了提升数据质量，本实验对数据进行了预处理，包括缺失值补全、异常值剔除及时间对齐，以确保数据质量和模型的准确性。

(2) 参数初始化设置

如表 4.2 所示，对SVR的参数进行初始化，主要的参数有惩罚参数、核参数以及它们的相关步长。

表 4.2 SVR 初始参数配置		
模型	参数类型	参数设置
SVR	惩罚参数 c	$[2^{-5}, 2^{10}]$
	核参数 g	$[2^{-8}, 2^8]$
	c 的步长	0.2
	g 的步长	0.2

(3) 模型验证

基于上述最优参数构建光伏功率预测模型，并选取某组逆变器的功率样本进行模型验证。为突出改进后GWO-SVR模型的优化效果，本实验对其与标准GWO-SVR及未经优化的SVR进行了详细对比。

1) 晴天预测结果分析

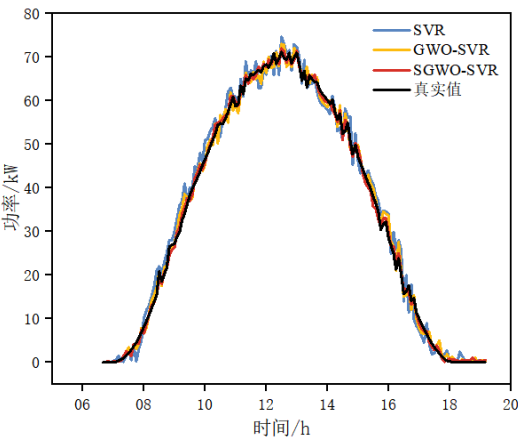


图 4.9 三种模型预测结果（晴天）

表 4.3 模型对比结果（晴天）

模型	MAE	RMSE	R^2
SVR	2.103	3.321	0.7971
GWO-SVR	1.478	1.831	0.8126
SGWO-SVR	0.902	1.135	0.9045

表 4.3 展示了预测晴天光伏功率的模式下，SVR、GWO-SVR和改进的GWO-SVR（SGWO-SVR）三种模型的性能对比结果。其中，传统SVR模型的MAE、RMSE和 R^2 分别为 2.103、3.321 和 0.7971；而经过灰狼优化算法改进的GWO-SVR模型在MAE（1.478）和RMSE（1.831）上显著降低， R^2 （0.8126）也有所提升。进一步优化的SGWO-SVR表现最佳，其MAE进一步降至 0.902，RMSE为 1.135， R^2 达到 0.9045，表明该模型在预测精度和解释能力上均显著优于前两者，综合性能最优。

2) 多云预测结果分析

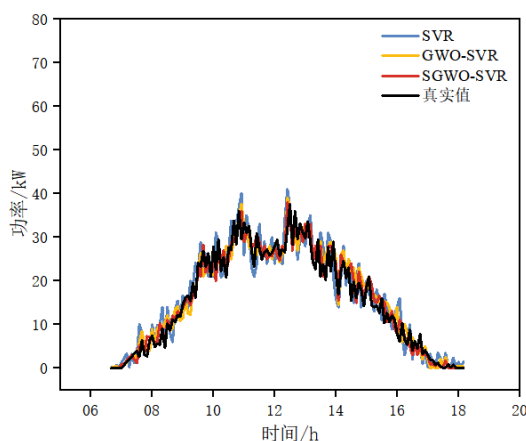


图 4.10 三种模型预测结果（多云）

表 4.4 模型对比结果（多云）

模型	MAE	RMSE	R^2
SVR	2.936	3.682	0.7845
GWO-SVR	1.641	1.943	0.8023
SGWO-SVR	0.946	1.231	0.8721

从表 4.4 展示了多云条件下三种模型（SVR、GWO-SVR和改进的GWO-SVR）的性能对比结果。传统SVR模型的MAE、RMSE和 R^2 分别为 2.936、3.682 和 0.7845；而经过灰狼优化算法（GWO）改进的GWO-SVR模型在这些指标上显著提升，MAE降至 1.641，RMSE为 1.943， R^2 提高至 0.8023。进一步优化的改进版GWO-SVR表现最为突出，其MAE进一步降低至 0.946，RMSE为 1.231， R^2 达到 0.8721。与多云条件下的其他模型相比，改进的GWO-SVR不仅保持了最低的误差水平，同时 R^2 的显著提升表明其能够提升预测精度和稳定性。

通过多天气场景的预测误差统计分析表明，经优化的SGWO-SVR模型相较于基准模型展现出显著优势。基于此，本研究将SGWO-SVR预测结果作为能量调度优化模型的输入参数，为后续能量调度提供高置信度的功率基准值，确保调度策略在源荷不确定性下的鲁棒性。

4.6 基于 NSGA-II 和 TOPSIS 方法求解多目标模型的实现

4.6.1 多目标能量优化调度模型

基于光伏功率预测数据的基础上，针对经济性与环保性目标^[67]，构建离网型的微电网能量优化调度模型^[68]，并结合 NSGA-II 优化算法与 TOPSIS 方法，实现微电网各单元的经济稳定运行。该方法获取各单元的最优功率分配方案，并将其传输至相应模块，以指导调度执行。离网型微电网系统能量优化调度架构，如图 4.11 所示。

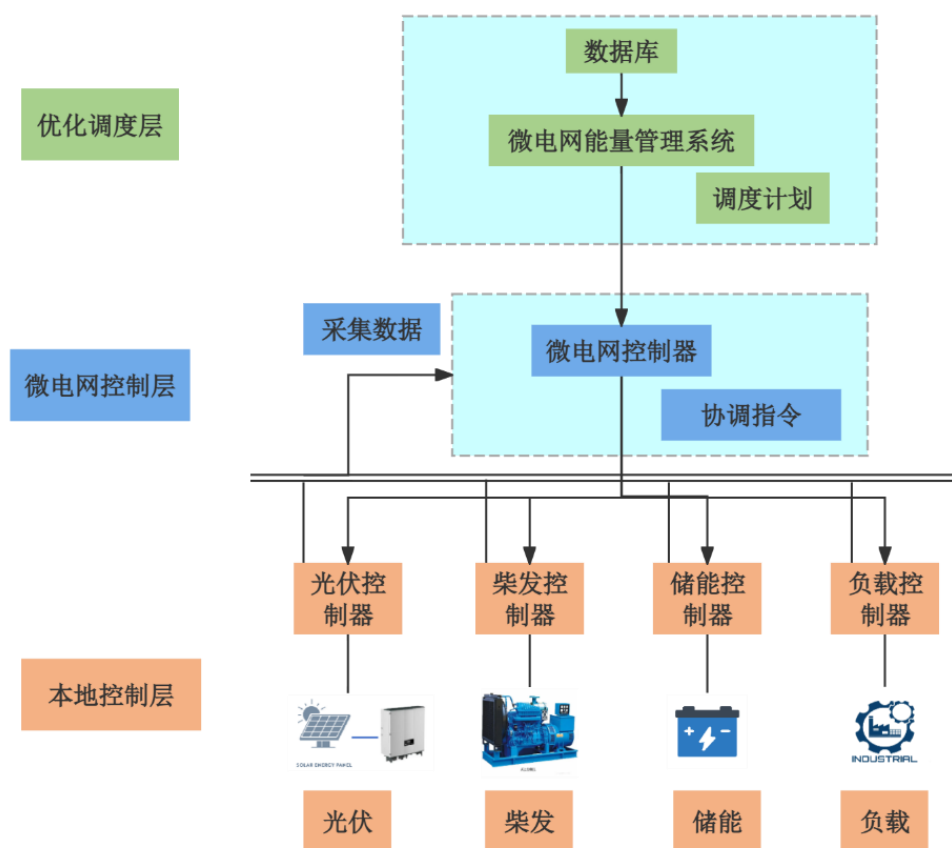


图 4.11 离网模式下微电网系统能量调度框架

4.6.2 优化调度策略

一般离网型的能量调度方式有 2 种，一种按照特定的策略运行，另一种是构建目标函数，求解优化能量调度。为了证明本文所提的优化调度策略的有效性，用专家策略和本文所提出的策略进行对比。专家策略^[69]介绍如下，图 4.12 是专家策略的流程图：

(1) 光伏发电出力大于负荷功率时：柴油机无需启动，利用储能吸收多余的电能，实现能量的存储。但当储能的充电功率达到上限，或者其 SOC 达到最大值时，储能无法再继

续充电，此时光伏发电就要限功率运行，防止能量过剩对系统造成损害，保障系统的安全稳定。

(2) 光伏发电和储能的总出力小于负荷功率时：启动柴油机来补充不足的功率，以满足负荷的需求。在柴油机运行过程中，若其处于功率区间下限，同时储能系统达到充电功率限制或者 SOC 达到上限，这意味着储能无法继续充电且柴油机出力较低，此时光伏发电需要限功率运行；而当柴油机运行在功率区间上限，且储能达到放电功率限制或者 SOC 达到下限，说明储能无法再放电且负荷需求大，柴油机需变为满功率运行，确保系统能稳定供电。

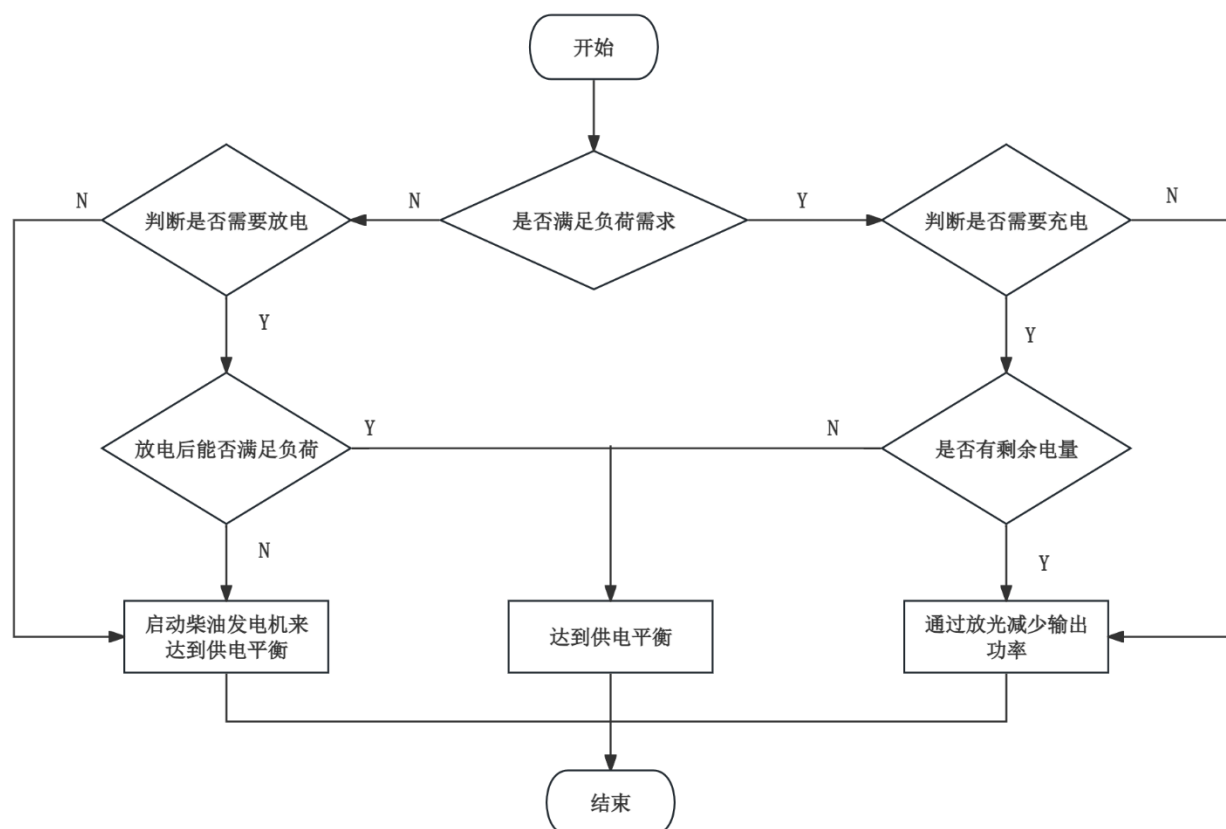


图 4.12 专家策略流程图

本文的离网型光储柴系统的能量优化调度策略基于以上专家策略进行改进，如图 4.12 是改进运行的流程图，改进点如下：

(1) 构建以成本为目标的函数进行调度的标准，同时设置功率平衡、发电单元出力、储能等约束条件，利用算法进行求解。

(2) 优先利用低成本分布式能源供电，提高可再生能源利用率。

(3) 当微源发电量显著低于负荷需求时，优先使用满电状态的储能系统为负荷供电。若监测到储能系统即使在最大放电功率下仍无法满足需求，则可根据负荷优先级来切除部分负荷，以确保重要负荷的电力供应^[70]。

4.6.3 目标函数

微电网蕴含着广泛的潜在价值，包括但不限于经济效益、技术创新以及环境保护等方面。在本文中，我们将聚焦于探讨在可靠的运行条件之下，确保其经济运行成本和环保成本双重目标的实现，具体的目标函数表述如式(4.32)。

$$F(X) = \min([f_c(X), f_e(X)]) \quad (4.32)$$

式中： $f_c(X)$ 为经济性目标； $f_e(X)$ 为环保性目标。 X 代表微电网调度模型中的优化变量。在本文中，我们选取了每个调度周期内的各微源输出功率作为优化变量。这样的选择旨在优化微电网的运行效率 and 经济效益，同时确保系统的经济性和环保性运行。

(1) 经济性运行维护成本

对于一个离网型光储柴的微型电力系统，在运行期间，我们综合考虑设备运行维护成本以及燃料成本，以量化其经济性成本，并采用公式(4.33)来作为经济性的目标函数：

$$\begin{cases} f_c = C_o(X) + C_{\text{fuel}}(X) \\ C_o(X) = \xi_{\text{pv}} P_{\text{pv}} + \xi_{\text{bess}} P_{\text{bess}} + \xi_d P_d \\ C_{\text{fuel}}(X) = P_{\text{fuel}}[aP_{\text{d,r}} + bP_d(t)] \end{cases} \quad (4.33)$$

式中： C_o 表示设备运行维护成本； C_{fuel} 表示燃料成本； ξ_{pv} 、 ξ_{bess} 和 ξ_d 分别为微电网各个微源的成本系数。

(2) 环保成本

环境成本的评估主要聚焦于碳排放以及其他有害气体和颗粒物排放对生态环境的影响。为了更精确地量化各类污染物排放对环境造成的差异化影响，我们采用公式(4.34)来计算环境成本。

$$f_e(X) = \int_0^T \sum_{j=1}^3 k_j^e k_j^p P_d(t) dt \quad (4.34)$$

式中： $j=1,2,3$ 为污染物 SO_2 、 CO_2 和 NO_x 的类型编号； k_j^e 为不同污染物的排放数； k_j^p 为不同污染物的治理费用系数。

4.6.4 约束条件

在第三章中，已详细阐述了系统稳定经济运行的约束条件。鉴于第四章所涉及的约束条件与第三章一致，为避免内容的重复与冗余，在本章中，将不再对这些约束条件进行赘述，而是着重聚焦于其他核心内容的深入探讨。

4.6.5 NSGA-II 算法原理

非支配排序遗传算法 (Non-dominated Sorting Genetic Algorithm, NSGA) 作为一种快速非劣排序算法^[70]，Deb 和 Srinivas 等人在 2002 年提出了 NSGA 算法，以其独特的计算逻辑在多目标优化问题的早期研究中提供了有效的解决思路。然而，该算法存在一定的局限性，

因此 NSGA-II 应运而生。NSGA-II 针对原算法的收敛性进行了优化，有效弥补了 NSGA 的不足，并在多目标优化问题上展现出更优的性能^[71]。在每一代进化过程中，NSGA-II 依据特定流程更新种群。首先，对当前种群 P 进行选择、交叉和变异等遗传操作，以生成新种群 Q 。随后，将 P 和 Q 合并，并对合并种群进行非劣排序，根据非支配关系划分个体等级。接着，计算个体的拥挤距离并进行排序，以此筛选出下一代种群 P 。该过程不断迭代，直至满足终止条件。图 4.13 为 NSGA-II 的主要过程。

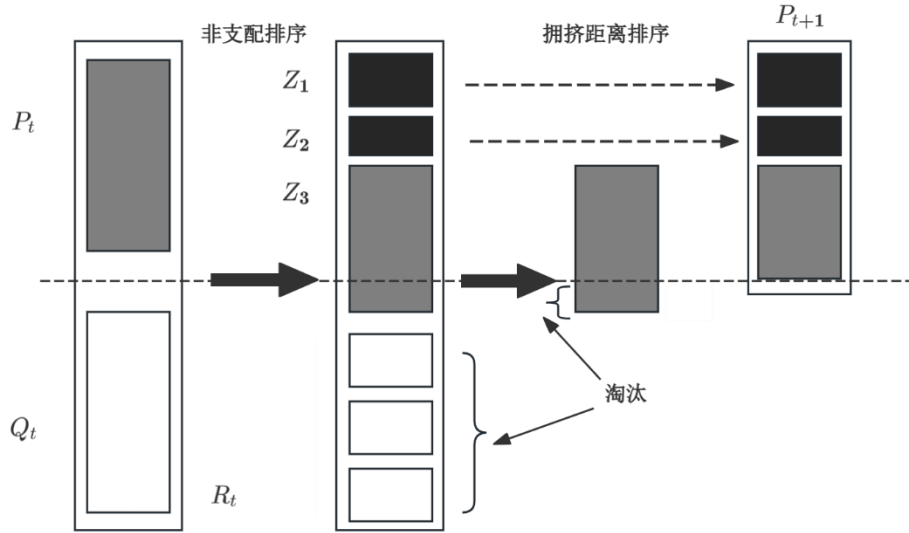


图 4.13 NSGA-II 的主要过程

其中，拥挤距离主要用于评估一个解周围其他解的分布密集程度^[72]。根据目标函数值的大小，非劣解集 L 中的解首先被排序，这一操作针对每一个目标函数依次执行。解 i 的拥挤度距离 i_{distance} ，则由其相邻解 $i-1$ 和解 $i+1$ 所构成的超立方体平均边长计算得出。对于边界解，即某一目标函数值取极值的解，其拥挤距离被强制设定为无穷大，以确保多样性保护的优先级。基于拥挤比较算子的排序逻辑，解的支配关系判定遵循如下准则：当且仅当非劣排序值满足 $\text{rank } i < \text{rank } j$ ，或者 $\text{rank } i = \text{rank } j$ 且 $i_{\text{distance}} > j_{\text{distance}}$ 时，判定解 i 优于解 j 。

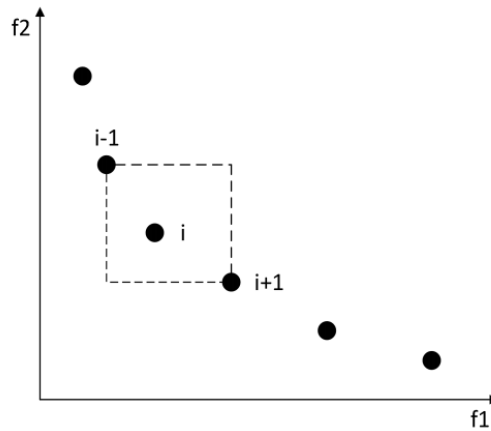


图 4.14 拥挤距离计算

通过 NSGA-II 多目标优化算法对能量调度进行优化后，系统将生成一组满足目标函数要求的最优解，这些解共同构成帕累托最优解集^[73]，即在多个相互冲突的目标之间达成最佳权衡的所有可能解的集合。如图 4.15 所示。其中，在坐标系中部密集分布的点代表了针对目标函数 f_1 与 f_2 的最佳解集。

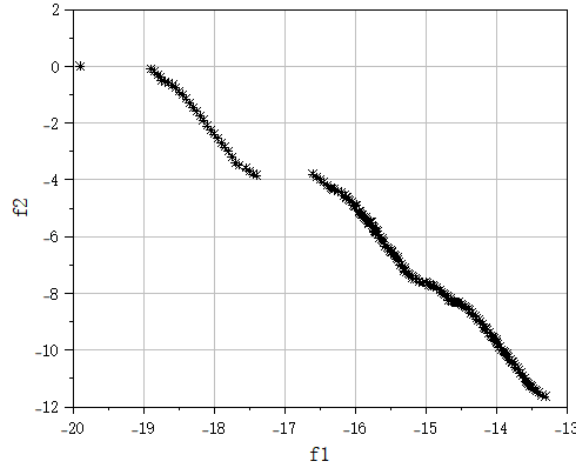


图 4.15 帕累托最优解集

4.6.6 NSGA-II 算法的优化

本文采用了引入精英策略的非支配排序遗传算法 NSGA-II，其核心机制是对帕累托最优解进行分层迭代，并结合非支配排序策略，以实现多目标优化^[74]，其中非支配解集约束条件如式(4.35)所示^[75]。

$$\begin{cases} M_x \subset \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\} Q = O \\ \forall i, j \in \{1, 2, 3, \dots, n\}, i \neq j, x_i \cap x_j = \emptyset \\ x_1 > x_2 > x_3 > \dots > x_n \end{cases} \quad (4.35)$$

式中： O 为非支配集合， M 为种群， Q 为子代在空间中的位置， x_n 为任意因子。

虽然该算法在解决复杂问题时表现出较强的求解能力，但是当目标数量的增加以及种群规模的不断扩展时，其计算复杂度和时间长度有着明显的变化。所以，NSGA-II 在前代算法的基础上进行了优化与改进，主要体现在以下几个方面：

- (1) 降低计算复杂度：通过优化检索种群的总幂次，将检索复杂度从 aN^3 降低到 aN^2 ，其中 a 为目标数量， N 为个体数。这种改进有效地提升了算法运行速度，加快了迭代过程。
- (2) 引入精英策略：通过结合支配解与非支配解，将非支配父代解与子代种群解结合，确保新的非支配解不会被淘汰。这样不仅扩大了种群采样范围，还在每次迭代中选择出更优解集，直至最终非支配解集为空，同时保留了种群的多样性。
- (3) 拥挤度比较算子：通过计算特定解周围的密度，引入拥挤度比较机制，优先保留相似性较低的解。在保证样本多样性的基础上减少总体比较次数，实现帕累托前沿的均匀分布，其拥挤距离度计算公式如式(4.36)：

$$i_d = \sum_{a=1}^m (f_a^{i+1} + f_a^{i-1}) \quad (4.36)$$

式中： m 表示目标函数个数； f_a^{i+1} 表示第 $i+1$ 个个体中第 a 个目标函数的值。

这些优化策略使得 NSGA-II 在计算效率和解的多样性方面表现更加突出，为多目标优化问题提供了更加高效且稳定的解决方案。

NSGA-II 优化算法的基本流程如图 4.16 所示。首先，初始化算法参数。随后，随机生成初始种群，每个个体代表问题的一个可能的解。接着，对种群进行快速非支配排序，依据个体间的支配关系划分层级，优先保留位于高阶 Pareto 前沿的优质解。在此基础上，通过遗传算子对父代个体进行交叉与变异操作，生成子代种群以引入多样性。此后，将父代与子代合并形成临时种群，重新进行非支配排序，并对同一层级内的个体计算拥挤距离，以量化解集在目标空间中的分布密度。算法采用精英策略优先选择非支配层级高且拥挤度大的个体组成新一代父代种群，从而平衡解的收敛性与多样性。重复上述过程直至达到最大迭代次数，最终输出分布均匀的 Pareto 前沿解集，供决策者根据实际需求权衡选择。

利用上述优化算法所获得的解，构成了一个包含多个非支配解的帕累托解集。但在实际的工程应用场景里，往往需要从这个解集中挑选出一个最契合实际需求的解，将其作为最终的方案，所以，我们将引入 TOPSIS 方法来评估出最优解。

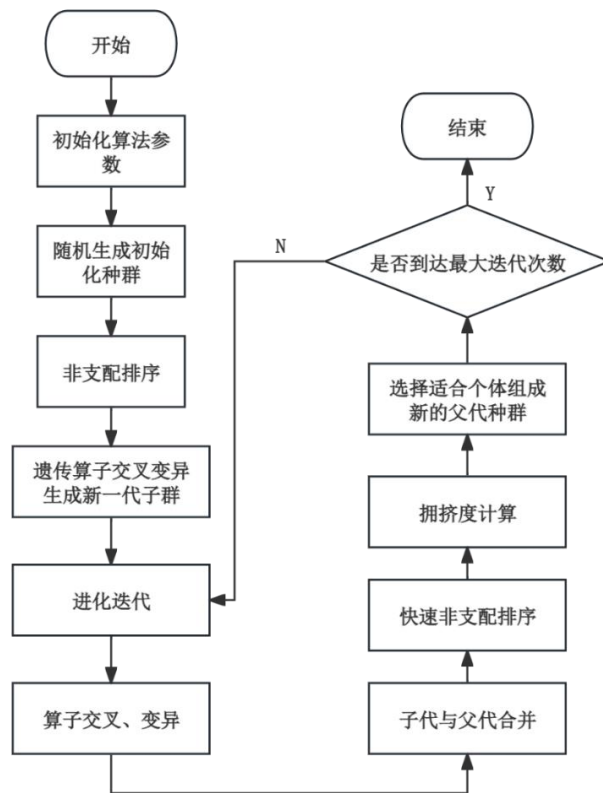


图 4.16 NSGA-II 优化算法流程图

4.6.7 TOPSIS 简介

TOPSIS (Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution) 是一种常用的多目标决策分析方法, 其核心思想是通过比较候选方案与理想解的相对接近程度来进行排序和选择^[76]。该方法首先对决策数据进行归一化处理, 以消除各指标量纲的影响, 从而使不同指标的数据具备可比性。

在所有评价指标中均达到最优值的方案, 被定义为理想解; 而各指标均处于最差水平的方案, 则对应于负理想解。在明确理想解和负理想解后, TOPSIS 通过计算各方案与这两个解之间的欧氏距离, 评估每个方案的优劣。具体而言, 理想解距离越小且负理想解距离越大的方案, 其综合表现越接近最优状态。因此, TOPSIS 会根据每个方案的相对接近度 (即其与理想解的接近程度与总距离的比值) 进行排序, 并将相对接近度最高的方案视为最佳决策方案。

相比其他多目标决策方法, TOPSIS 的优势在于其计算过程简单明了, 能够同时考虑正向指标和负向指标的影响, 适用于多种实际应用场景, 如资源分配、投资选择和工程优化等。此外, TOPSIS 在处理权重分配时具有较高的灵活性, 可以通过设置权重反映不同决策指标的重要性, 从而更好地满足实际需求。

4.6.8 TOPSIS 求解流程

TOPSIS 方法求解能量调度优化的主要流程如下^[77,78]:

第一步: 数据预处理。剔除不满足约束条件的方案, 保留满足所有约束的方案。

第二步: 数据标准化。将经济性运行和环保性的量纲指标统一, 需要对目标值进行归一化处理, 消除量纲影响, 归一化处理采用极差法如式(4.37), 标准化矩阵如式(4.38):

$$z_{ij} = \frac{\max(x_j) - x_{ij}}{\max(x_j) - \min(x_j)} \quad (4.37)$$

$$Z = [z_{ij}]_{m \times n} \quad (4.38)$$

式中: x_{ij} 为第 i 个方案在第 j 个目标上的原始值, z_{ij} 为标准化值。

第三步: 熵权法确定权重。基于数据离散度客观分配指标权重, 参考式(4.39), 然后输出权重向量 W , 如式(4.40):

$$\begin{cases} p_{ij} = \frac{z_{ij} + \varepsilon}{\sum_{i=1}^m (z_{ij} + \varepsilon)}, & \varepsilon = 10^{-6} \\ e_j = -\frac{1}{\ln(m)} \sum_{i=1}^m p_{ij} \ln(p_{ij}) \\ w_j = \frac{1 - e_j}{\sum_{k=1}^n (1 - e_k)}, & j = 1, 2 \end{cases} \quad (4.39)$$

$$W = [w_1, w_2] \quad (4.40)$$

式中： p_{ij} 为指标比重； e_j 为每个的熵值； w_j 为权重计算。

第四步：确定理想解。在微电网系统的经济性和环保性评价指标中，当 Z_{ij} 的数值越小，代表该指标的表现越接近理想状态。因此，理想解的确定方式如式(4.41)：

$$\begin{aligned} Z_j^+ &= \min\{Z_{ij}, 1 \leq i \leq n\} \\ Z_j^- &= \max\{Z_{ij}, 1 \leq i \leq n\} \end{aligned} \quad (4.41)$$

第五步：计算评估对象到理想解的距离。对于第 i 个评估对象，其分别到正理想解和负理想解的距离可以通过式(4.42)计算。

$$\begin{aligned} S_i^+ &= \sqrt{\sum_{j=1}^2 (Z_{ij} - Z_j^+)^2} \\ S_i^- &= \sqrt{\sum_{j=1}^2 (Z_{ij} - Z_j^-)^2} \end{aligned} \quad (4.42)$$

第六步：计算评估对象与两个理想解的相对接近度。对于第 i 个评估对象，其与正理想解和负理想解之间的相对接近程度可以通过式(4.43)确定。

$$S_i = \frac{S_i^-}{S_i^+ + S_i^-} \quad (4.43)$$

第七步：确定最优方案。当 S_i 值越大时，说明对应的 Z_{ij} 越接近理想解，此时该方案更优。通过对所有 S_i 值进行排序，可以确定各方案的优劣，并最终选出最优方案。

4.7 能量调度算例分析

为了验证前述模型的有效性，我们以第二章设计的系统为前提，在第三章对系统各个微源容量优化基础之上，进行能量调度策略对比分析，负荷的大小就以当地一年中居民用电量来计算，即第三章中用来求解容量的负荷。求解目标函数时采用 NSGA-II 优化算法，其相关参数设置如表 4.5 所示，表 4.6 是运行维护成本参数。

表 4.5 NSGA-II 参数设置

参数	参数取值	参考范围
种群大小	200	50~500
最大迭代次数	150	50~500
变异概率	0.1	0.01~0.1
交叉概率	0.9	0.6~1.0

表 4.6 运行维护成本参数

类型	光伏发电	储能	柴油发电机
系数 (kW/元)	0.01	0.087	0.031

1) 晴天模式下：采用专家策略和本文提出的策略对比运行，得到微电网优化结果如图 4.17 和如图 4.18，运行成本对比如表 4.7。

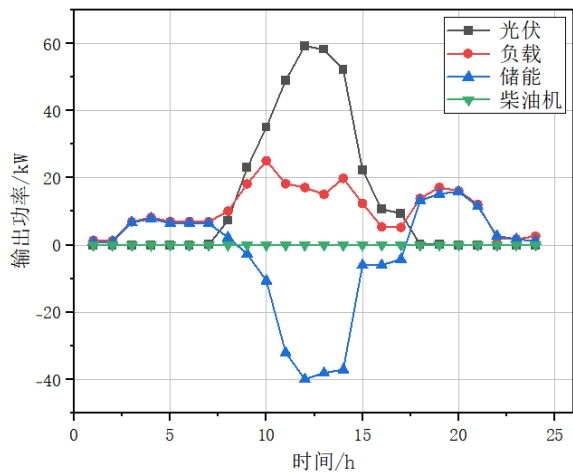


图 4.17 专家策略（晴天）

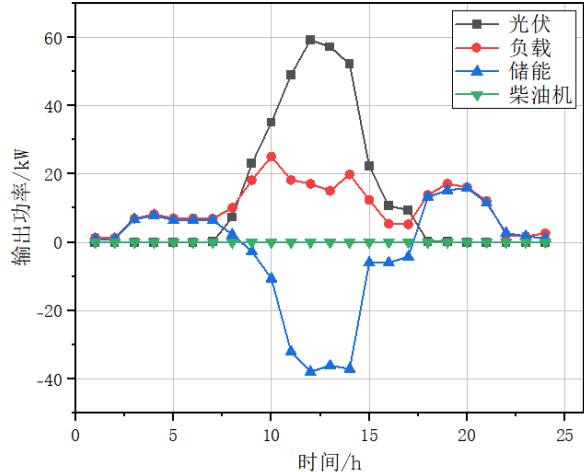


图 4.18 优化策略（晴天）

在晴天的状态下，两种运行方式的差别不大，在 0 点至 7 点，由于光伏输出功率为零且负荷较小，储能系统可独立供电。7 点开始，负荷逐渐增大，光伏也开始出力，此时储能的功率慢慢下降。10 点后，光伏功率逐步提升，能够单独承担负荷供电，同时多余电量存储至电池。17 点左右，光伏功率下降，不足以支撑全部负荷，储能系统开始辅助供电。19 点时，负荷进一步增大，而光伏基本消失，由储能的白天的电量比较充足，所以单独工作。22 点至 24 点，负荷降低，储能系统降低功率运行。专家策略和优化策略的在光伏、储能和柴油阶段的差别不大，但是储能的电量变化方面，尤其是优化策略部分，在电池充电功率较大的时候，会平衡电池功率，防止过大功率，同时会综合储能的运行成本，降低储能的使用。

表 4.7 晴天模式不同策略成本对比

晴天	光伏消纳率	储能运行成本/元	柴油运行成本/元
专家	75.68%	23.685	0
优化	76.62%	23.337	0

表 4.7 展示了在晴天条件下，专家方案与优化方案在光伏消纳率、储能运行成本和柴油运行成本方面的对比情况。具体而言，专家方案的光伏消纳率为 75.68%，储能运行成本为 23.685 元，而柴油运行成本为 0 元；优化方案的光伏消纳率则为 76.62%，储能运行成本为 23.337 元，比专家方案低 0.348 元，柴油运行成本同样为 0 元。总体来看，优化方案在光伏消纳率和储能运行成本方面均优于专家方案，显示出更高的能源利用效率和更好的经济性，而两种方案在柴油运行成本上保持一致，均无需使用柴油运行。

2) 多云模式下：采用专家策略和改进的策略对比运行，得到光伏消纳结果和电网优化结果如图 4.19 和如图 4.20，运行成本对比如表 4.8。

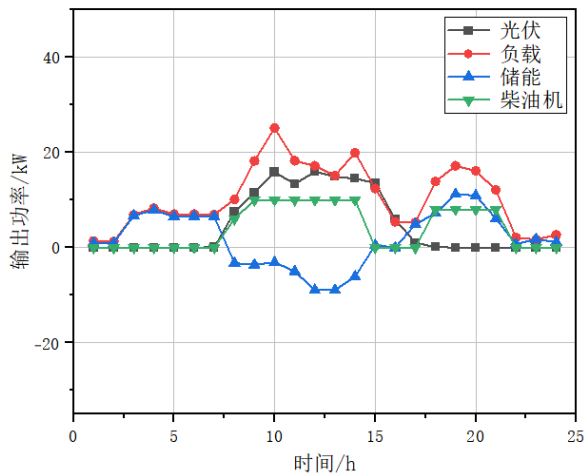


图 4.19 专家策略（多云）

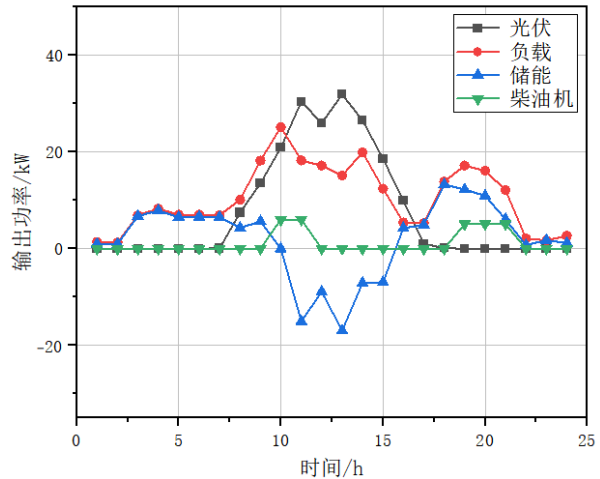


图 4.20 优化策略（多云）

专家策略在多云的时候，主要依靠柴油发电机和储能进行供电，在光伏出力不足的情况下，柴油发电机启动给负荷供电，并且给储能充电。从 7 点开始，由于光伏的输出功率小于负载的功率，此时就会启动柴油发电机对负荷进行功率的补充，并且在未来的四五个小时中，持续运行柴油发电机，在供给负荷的同时也给储能充电。到下午 15 点，负荷功率下降，光伏功率可以单独攻击负荷，此时发电机停止运行，到下午 17 点，储能开始供电，但是由于夜间负荷增加，储能功率不足以维持负荷，此时发电机又重新投入运行。优化策略则是以节省运行成本的角度出发，尽可能最大的使用光伏，降低运行成本。所以两个策略在光伏的使用方面以及柴油发电机的运行成本上有很大的差距。

表 4.8 多云模式两种策略成本对比

晴天	光伏消纳率	储能运行成本/元	柴油运行成本/元
专家	61.29%	10.389	173.468
优化	98.18%	13.572	51.732

从表 4.8 看出在光伏消纳率方面，专家策略的消纳率为 61.29%，而优化策略的消纳率显著提高至 98.18%。在储能运行成本上，专家策略的成本为 10.389 元，优化策略的成本则为 13.572 元，显示出优化策略在储能成本上有所增加。而在柴油运行成本方面，专家策略的成本高达 173.468 元，相比之下，优化策略的成本仅为 51.732 元，表明优化策略在柴油运行成本上实现了大幅降低。专家策略运行下的柴油发电机的运行成本比优化后的高出将近 4 倍。此外，考虑到环保因素，柴油机运行所带来的环境污染成本也不可忽视，也同样增加了环境污染的费用，这不仅增加了经济成本，同时也对生态环境造成了一定的负担。整体来看，优化策略在光伏消纳率和柴油运行成本上表现更优，但在储能运行成本上略高于专家策略。

4.8 本章小结

本章节围绕离网型光储柴微电网的多目标能量调度问题展开研究，使得系统能够更加经济性、稳定性和环保性地运行。首先，基于历史数据对光伏功率采用支持向量回归（SVR）结合改进灰狼优化（SGWO）方法进行短期预测，以掌握可再生能源的出力趋势。随后，构

建了以经济运行成本和环境成本为目标的优化模型，并结合离网运行特有的功率平衡、设备出力限制和储能状态约束，确保调度方案的可行性和有效性。为求解优化调度问题，本章节提出了一种基于 NSGA-II 优化算法和 TOPSIS 结合的优化调度方法，通过与专家策略对比，证明了尤其是在光伏功率不足的情况下，所提优化调度模型具有更高的经济性和环保性。

5 总结与展望

作为离网供电系统的核心架构，光储柴微电网在偏远地区供电、应急能源保障等特殊场景中扮演着不可或缺的角色。然而，受限于柴油机组高运维成本与可再生能源间歇性特征，传统离网系统普遍存在容量配置失准与经济运行效率低下的双重困境，严重制约系统全生命周期效益的释放。针对这一能源-经济耦合优化难题，本研究设计了离网型光储柴微电网，通过多维度考虑进行容量配置优化，并且根据光伏出力预测驱动进行能量调度策略，形成闭环优化机制。实验表明该方案使柴油机组运行成本在多云时大大降低，为离网型微电网的智能化演进提供了创新方法论。

5.1 总结

本研究聚焦离网型光储柴微电网的容量优化配置与能量调度优化的问题，通过理论创新与工程实践相结合，提出系统性解决方案。本文设计了一个离网型光储柴微电网，实现能源单元状态监测与策略调整的秒级响应。为了解决以上提到的问题，本文提出了一种基于改进遗传蚁群算法的容量配置优化方案，以及提出了一种基于光伏预测的多目标能量调度方案。本文的主要工作如下：

（1）为了满足离网型微电网的各种需求，本文首先对离网型微电网构建了软硬件深度协同的系统框架。硬件部分主要是光储柴自动切换柜的设计，包括其中的能量管理机的设计，主要功能包括黑启动，离网能量平衡的控制以及储能 SOC 自动维护控制。通过将光伏、储能电池以及柴油发电机接入到切换柜中，实现微电网的离网运行。软件部分主要分为具备双向数据通道的本地监控屏、支持多用户访问的 Web 平台和轻量化 App 终端的设计，进行数据的展示和相关的指令下发。能量管理机通过 MQTT 协议与云平台进行通信，构建了从设备层数据采集到应用层可视化呈现的全链路信息交互体系。

（2）针对容量优化配置不够全面，影响电网的经济性、可靠性和环保性的问题，设计了一种基于改进遗传算法（GA）与蚁群算法（ACO）的混合元启发式优化框架（GA-ACO），突破传统单一算法的局限性。通过引入 Tent 混沌映射技术实现种群多样性提升，结合动态线性变换的适应度缩放机制抑制早熟收敛，有效平衡全局搜索与局部开发能力。同时，构建了涵盖全生命周期成本、供电可靠性及环保性指标的多目标优化模型，并创新性地采用层次分析法量化目标权重，生成兼顾经济性、可靠性与环保性的最优折衷方案。实验数据表明，该算法较标准 GA 与 ACO 收敛速度分别提升 8.5%和 15.6%，而且其求解精度亦较单一算法提升 8.3%以上，验证了混合改进算法在多目标优化中的优势。

（3）针对预测不准确影响能量调度优化的问题，提出数据-模型混合驱动的协同优化框架，攻克光伏出力预测精度不足与多目标协同优化的双重挑战。预测层采用改进灰狼算法（SGWO），通过 Tent 混沌映射初始化种群、非线性收敛因子更新策略及模拟退火扰动机制

进行改进，优化支持向量机回归的超参数选择，实现晴天与多云场景下光伏功率预测。调度层构建了运行成本与环境惩罚的双目标模型，引入了精英策略和拥挤度比较机制的增强型 NSGA-II 算法，生成高密度帕累托前沿，并结合 TOPSIS 多属性决策方法实现最优调度方案优选。实证结果表明，该框架在多云工况下柴油发电机运行成本降低 70.17%，光伏消纳率提升 36.89%，显著提升系统综合性能。

5.2 展望

尽管本文在离网型微电网的优化配置、系统架构设计及能量调度方面取得了一定成效，但仍存在一些值得进一步深入研究的方向，未来可从以下几个方面进行优化与扩展：

（1）容量配置优化模型的进一步完善。目前的容量优化主要基于历史数据与当前运行状态进行求解，未来可以结合深度强化学习或自适应动态优化方法，使系统能够自适应环境变化，提高模型对不确定负荷及可再生能源波动的适应性。此外，当前优化方法主要基于静态权重计算，未来可探索多目标动态权重分配方法，进一步提升模型的适用性与灵活性。

（2）光伏功率预测模型的改进。尽管本文采用了 SGWO-SVR 优化方法提升预测精度，但在复杂气象条件下仍可能存在一定误差。未来可结合多模态数据融合（如卫星云图、气象雷达数据等），进一步提高预测准确性。此外，由于 SVR 算法存在计算复杂度高、内存占用大的问题，后续可探索基于深度学习的时序预测模型（如 Transformer 等）和模型结合，以优化计算效率。

（3）能量调度策略的优化。本文采用 NSGA-II 求解多目标优化调度，但其收敛速度和计算效率仍存在一定提升空间。未来可以探索强化学习与遗传算法的结合，利用强化学习动态调整优化方向，提高优化收敛速度。此外，当前的调度优化基于 24 小时预测，未来可研究超短期调度优化策略（分钟级或小时级），提高系统的动态调度能力。

（4）系统架构与边缘计算的结合。目前微电网的监测与调度依赖云平台计算，未来可探索边缘计算技术，将部分计算任务（如光伏功率预测、储能调度优化）部署至本地设备，以降低数据传输延迟，提高系统的实时性和响应能力。同时，可以结合数字孪生技术，构建微电网的虚拟仿真模型，实现更精细化的调度优化与故障诊断。

总体而言，随着智能优化算法、时序预测技术以及微电网控制系统的发展，离网型光储柴微电网的优化调度策略将持续完善，并将在更多应用场景中实现落地，为未来的智能微电网发展提供更高效、可持续的解决方案。

致谢

时光荏苒，岁月匆匆。研途三载，始于 2022 年初秋，止于 2025 年盛夏。这段时光虽充满挑战，却也伴随着成长与收获。我在学业与工作中不断探索，收获了宝贵的经验，也积累了难忘的回忆。在此，衷心感谢所有给予我帮助与支持的人，是你们的陪伴与鼓励，让我的求学之路更加充实而温暖。

首先，衷心感谢我的导师陈科明教授。在这三年中，您不仅培养了我的科研能力，锻炼了我的思维方式，更给予了我在学术与人生道路上的重要指导。您的悉心教诲使我学会了如何将理论应用于实践，而您提供的实习机会让我在实际工程中积累了宝贵的经验。在这一过程中，您的鼓励让我更加自信，也更加勇敢地迎接挑战。未来的日子里，我将铭记您的教诲，脚踏实地，勇于创新。

感谢我的同门孔秀婷、杨海文、刘岩、赖盛纪和陈以诺，感谢我的师兄在论文上的耐心指点。我们在学习中互相激励，在工作中携手并进，在生活中共同留下了无数珍贵的回忆。能在求学路上结识你们，是一份难得的缘分，你们的陪伴与支持让我倍感温暖。愿我们初心不改，砥砺前行，奔赴更广阔的天地，前程似锦，终有再见之时。

感谢我的父母和家人，感谢你们多年如一日的关心与陪伴，无私的付出与支持。每当我遇到困难时，你们总是给予我坚定的鼓励，让我有勇气迎难而上。你们不仅是我成长道路上最坚实的后盾，更是我人生中最好的老师。养育之恩，难以言表，唯有不断努力，让自己成为你们的骄傲。在此，愿你们身体健康，平安喜乐，万事顺遂。

感谢一路走来的自己，尽管旅途并非一帆风顺，但每一次坚持都成为成长的基石。愿今后的我依然满怀热爱，从容以对，勇立潮头。

最后，感谢论文评阅及答辩委员会的各位老师，感谢你们的宝贵建议，我必将虚心听取，认真完善。感谢杭州电子科技大学的培养，让我得以在此求学深造。虽即将离别，但求学之情不散，未来江湖再见！

参考文献

- [1] 任晨星, 任清洁, 高翔. “双碳”背景下我国低碳电力发展研究[J]. 热力发电, 2024, 53(02): 1-7.
- [2] 马子豪. 企业智能微电网技术研究[J]. 黑龙江电力, 2024, 46(06): 506-510.
- [3] 李付炯, 冯威, 李新鹏. 离网式微电网技术监督控制策略研究[C]//中国电力技术市场协会. 2024年电力行业技术监督专业技术交流研讨会优秀论文集. 青岛华丰伟业电力科技工程有限公司, 2024: 84-89.
- [4] Holdmann, G, P, et al. Renewable Energy Integration in Alaska's Remote Islanded Microgrids: Economic Drivers, Technical Strategies, Technological Niche Development, and Policy Implications[J]. Proceedings of the IEEE, 2019, 107(9): 1820-1837.
- [5] Ruan, G, Qiu D, et al. Data-driven energy management of virtual power plants: A review[J]. Advances in Applied Energy, 2024, 14: 100170.
- [6] 沈玮, 曹钦凯. 独立风光储柴微电网容量优化配置[J]. 电工技术, 2023(5): 17-19.
- [7] 苏彦龙, 杨君, 翁宇游, 等. 基于全寿命周期的微电网光储系统容量优化配置研究[J]. 电气传动, 2024, 54(06): 60-66.
- [8] 周京华, 翁志鹏, 宋晓通. 兼顾可靠性与经济性的孤岛型光储微电网容量配置方法[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(08): 166-174.
- [9] Huang, Jia C, Fu Y, et al. Research on capacity allocation and economy of islanded microgrid: 2017 IEEE Transportation Electrification Conference and Expo, Asia-Pacific (ITEC Asia-Pacific)[C]//Harbin, China, 2017: 1-5.
- [10] Gao, Hao, Hou, et al. Research on capacity optimization configuration of hybrid AC/DC microgrid based on wind, solar and storage[C]//2021 3rd Asia Energy and Electrical Engineering Symposium (AEEES). IEEE, 2021: 570-576.
- [11] 谢菁, 吴政声, 万航羽, 等. 微电网风光储容量优化配置[J]. 云南电力技术, 2024, 52(04): 19-24.
- [12] Zhang H, Li G, Wang S. Optimization dispatching of isolated island microgrid based on improved particle swarm optimization algorithm[J]. Energy Reports, 2022, 8: 420-428.
- [13] Ma X, Deveci, Yan, J, et al. Optimal capacity configuration of wind-photovoltaic-storage hybrid system: A study based on multi-objective optimization and sparrow search algorithm[J]. Journal of Energy Storage, 2024, 85: 110983.
- [14] 胡明颀. 基于深度强化学习的微电网能量管理策略研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2024.

- [15]白文杰. 风光出力预测及其在微电网能量管理中的应用[D]. 吉林: 东北电力大学, 2024.
- [16]曾希哲, 曾松, 黄仁志, 等. 基于LGBM算法的互联微电网能量优化管理[J]. 江西电力, 2024, 48(05): 22-26.
- [17]胡念恩, 江亚群, 申亚涛, 等. 光储微电网两阶段日前能量管理策略[J]. 现代电力, 2023, 40(04): 546-553.
- [18]钟诚, 初文昊, 李晓明, 等. 考虑储能寿命的光储柴微电网优化调度[J]. 电气应用, 2023, 42(11): 9-15.
- [19]Kumar M, Sharma D. Energy Management in Microgrids with Uncertainty in EV and Renewable Sources[J]. Iranian Journal of Science and Technology, Transactions of Electrical Engineering, 2025, 03: 1-23.
- [20]Ambujam, Sivakumar T, Mallala B, et al. Enhanced IoT-enabled community microgrid energy management with hybrid COA-HQNN approach with battery degradation consideration[J]. Journal of Energy Storage, 2025, 107: 114739.
- [21]谢煜轩. 微电网短期负荷和风功率预测及优化调度策略研究[D]. 天津: 天津理工大学, 2024.
- [22]朱天权. 基于地区电网的黑启动策略研究[C]//吉林省电机工程学会. 吉林省电机工程学会2024年学术年会获奖论文集. 延边供电公司, 2024: 264-268.
- [23]牟龙华, 夏明栋, 刘仲. 微电网的黑启动研究[J]. 电力系统保护与控制, 2014, 42(22): 33-37.
- [24]蔡佳树, 陈平平. 一种基于OneNET云平台的消防安全监测系统[J]. 物联网技术, 2025, 15(03): 14-17.
- [25]Alshammari, Hamoud H. The internet of things healthcare monitoring system based on MQTT protocol[J]. Alexandria Engineering Journal, 2023, 69: 275-287.
- [26]Guan, Sun Q, Li T, et al. Design and implementation of operation and maintenance monitoring platform based on data mining algorithm[C]//International Conference on Frontier Computing. Singapore: Springer Nature Singapore, 2023: 167-172.
- [27]Freitas E, Kelner J, Souto E, et al. Analysis of SR-IOV in Docker containers using RTT measurements[J]. Computer Communications, 2024, 228: 107961.
- [28]滕毅, 马焯文. 基于Uniapp的校园拼车多端小程序设计与实现[J]. 电子制作, 2022, 30(16): 43-46.
- [29]吕志强. 基于Vue前端开发框架的管理系统设计[J]. 电脑知识与技术, 2024, 20(36): 56-59.
- [30]付世军, 卢淞岩, 李梦, 等. 基于B/S架构的智慧农业管理系统的设计与实现[J]. 湖北农业科学, 2025, 64(01): 154-161.

- [31]刘迎澍, 康伟娇. 基于模糊控制的光储微网系统能量管理策略[J]. 电力系统及其自动化学报, 2017, 29(01): 97-102.
- [32]王守相, 陈海文, 李小平, 等. 风电和光伏随机场景生成的条件变分自动编码器方法[J]. 电网技术, 2018, 42(06): 1860-1869.
- [33]严海波, 康林贤, 周冬. 考虑随机性的微电网日前调度与储能优化模型[J]. 电网与清洁能源, 2019, 35(11): 61-65.
- [34]Shen, Yu, Liang X, et al. Optimal dispatch strategy for regional micro energy system with compressed air energy storage[J]. Energy, 2020(9): 1546-1555.
- [35]Blomgren, George E. The development and future of lithium ion batteries[J]. Journal of The Electrochemical Society, 2016, 164(01): A5019.
- [36]辛攀峰. 柴油发电机系统常见故障分析及解决对策[J]. 内燃机与配件, 2024(23): 74-76.
- [37]Han, Zhang G R, Li Q, et al. Hierarchical energy management for PV/hydrogen/battery island DC microgrid[J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2019, 44(11): 5507-5516.
- [38]张长云, 曾晨, 熊华健, 等. 基于季节性负载缺电概率比的独立微电网容量优化配置[J]. 东北电力技术, 2021, 42(09): 6-12.
- [39]马利军, 王红雨, 姚自凯, 等. 层次分析法在引黄灌区排水沟边坡固坡模式优选中的应用[J]. 人民珠江, 2019, 40(11): 50-55.
- [40]刘馨月. 光储柴孤岛微电网容量配置及控制策略研究[D]. 宜昌: 三峡大学, 2018.
- [41]李宝珠, 张少聪, 刘雅洁. 基于混合遗传-蚁群算法的团购生鲜品低碳路径优化研究[J]. 天津理工大学学报, 2024(06): 1-11.
- [42]翁年凤, 刘艺, 郑奇斌, 等. 基于遗传蚁群算法的武器目标分配优化方法[J]. 海军航空大学学报, 2024, 39(05): 640-648.
- [43]Tharwat A, Schenck W. Population initialization techniques for evolutionary algorithms for single-objective constrained optimization problems: deterministic vs. stochastic techniques[J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2021, 67: 100952.
- [44]May R M. Simple mathematical models with very complicated dynamics[J]. Nature, 1976, 261(5560): 459-467.
- [45]林丽仁, 徐运阁, 陈媛. 关于线性变换像空间与核空间的注记[J]. 高等数学研究, 2025, 28(01): 39-41.
- [46]冯艳敏, 白梅娟, 侯帅, 等. 基于精英策略和ABBO算法的输电线路故障诊断模型[J]. 电脑与信息技术, 2023, 31(05): 48-52.
- [47]李德璐. 基于短期负荷预测的微电网优化调度研究[D]. 天津: 天津理工大学, 2023.
- [48]孙金明. 基于负荷预测的孤岛微电网需求响应策略研究[D]. 吉林: 东北电力大学, 2024.

- [49]杨晓静. 考虑源荷预测的改进多目标粒子群微电网优化调度研究[D]. 北京: 北方工业大学, 2024.
- [50]夏晶晶, 吕恩利, 邬锡权, 等. 基于小波分析和BP神经网络的农业机械化作业水平预测[J]. 中国农机化学报, 2024, 45(12): 312-318.
- [51]李晓翔. 基于神经网络的广西气温预测模型研究[D]. 南宁: 广西民族大学, 2023.
- [52]倪浩然, 张坤, 陈曦, 等. 基于遗传-支持向量回归算法的计量标准稳定性预测研究[J]. 计量与测试技术, 2024, 50(12): 102-105.
- [53]Wang H, Shao Y. Sparse and robust SVM classifier for large scale classification[J]. Applied Intelligence, 2023, 53(16): 19647-19671.
- [54]Vanneschi L, Silva S. Support vector machines[M]//Lectures on Intelligent Systems. Cham: Springer International Publishing, 2023: 271-281.
- [55]王佳敏. 基于数据挖掘的光伏电站远程运维技术研究[D]. 杭州: 杭州电子科技大学, 2024.
- [56]Dheepak G, Christaline J A, Vaishali D. MEHW-SVM multi-kernel approach for improved brain tumour classification[J]. IET Image Processing, 2024, 18(4): 856-874.
- [57]许鸣吉, 孙歌, 徐焰, 等. 基于PSO-SVR模型的光伏功率预测研究[J]. 电力与能源, 2023, 44(02): 150-156.
- [58]Drucker H, Burges C J, Kaufman L, et al. Support vector regression machines[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 1996, 9.
- [59]刘晖, 朱德康, 许凌杰, 等. 基于改进灰狼算法优化支持向量机的边坡位移预测[J]. 自动化技术与应用, 2024, 43(09): 30-33.
- [60]张坤鳌, 常云磊. 基于模糊灰狼PID的发酵仓解耦控制系统研究[J]. 电子测量技术, 2023, 46(07): 19-23.
- [61]游达章, 马力, 张业鹏, 等. 基于杂交退火灰狼算法的移动机器人路径规划[J]. 电子测量技术, 2023, 46(09): 54-59.
- [62]赵希梅, 陈广国, 金鸿雁. 基于改进灰狼优化算法的PMSM滑模自抗扰控制[J]. 电机与控制学报, 2022, 26(11): 132-140.
- [63]熊青辉, 王光义. 改进的Tent映射及其动力学特性研究[J]. 杭州电子科技大学学报, 2014, 34(04): 14-17.
- [64]钟世云, 张屹, 戴杰, 等. 基于改进灰狼优化算法的支持向量回归预测[J]. 计算机测量与控制, 2023, 31(07): 8-14.
- [65]袁珊. 基于遗传-模拟退火算法的物联网链路负载均衡控制优化[J]. 电脑编程技巧与维护, 2024(11): 37-39.
- [66]聂清彬. 基于蚁群模拟退火算法的云计算资源调度[J]. 计算机应用, 2024, 44(S2): 139-142.

- [67] Mohamed M A, Etamaly A M, Aloalah A I, et al. A novel framework-based cuckoo search algorithm for sizing and optimization of grid-independent hybrid renewable energy systems[J]. *International Journal of Green Energy*, 2019, 16(1): 86-100.
- [68] Zhang Y, Wang P, Yang H, et al. Optimal dispatching of microgrid based on improved moth-flame optimization algorithm based on sine mapping and Gaussian mutation[J]. *Systems Science & Control Engineering*, 2022, 10(1): 115-125.
- [69] Hou J, Chen Q, Wong S, et al. Analysis and control of series/series-parallel compensated resonant converter for contactless power transfer[J]. *IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Power Electronics*, 2015, 2(1): 124-136.
- [70] 郭紫娟. 分布式储能微电网能量管理策略研究[D]. 广州: 广东技术师范大学, 2022.
- [71] Li N, Zhou G, Zhou Y, et al. Multi-objective optimal power flow pathfinder algorithm for multi-objective optimal power flow problem with random renewable energy sources: wind, photovoltaic and tidal[J]. *Scientific Reports*, 2023, 13(1): 132-143.
- [72] 关颜慧, 李军星, 贾现召. 基于改进NSGA-II算法的制造企业供应链系统优化[J]. *河南科技学院学报(自然科学版)*, 2024, 52(06): 69-80.
- [73] 姜斌, 梁士锋. 化学工程中多目标遗传算法的应用[J]. *现代化工*, 2007(07): 66-69.
- [74] 李玉杰. 离网型风光储微电网系统容量优化配置研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2024.
- [75] 刘吉祥, 王洪建, 冯永祯. 基于NSGA-II与综合熵权-TOPSIS法的激光抛光工艺参数优化[J]. *重庆工商大学学报(自然科学版)*, 2024(03): 1-14.
- [76] PEI Z, ZHENG L. A note to TOPSIS method in MADM problems under fuzzy environment[C]//2010 IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management. Singapore: IEEE, 2010: 967-971.
- [77] 何正柯. TOPSIS多属性决策方法的改进研究[D]. 鞍山: 辽宁科技大学, 2017.
- [78] 魏乐, 李思莹. 基于加权模糊TOPSIS和灰色关联度的风电场选址研究[J]. *可再生能源*, 2019, 37(12): 1869-1874.

附录

攻读硕士学位期间取得的研究成果

申请专利：

[1] 陈科明, 黄海娟, 王梦琳, 雷宇素. 一种基于投资回收分析的离网型光储柴系统的容量配置方法[P]. 浙江省: CN119324502B, 2025-03-25.

科研项目：

[1] 光伏电站数字化改造升级运维项目, 横向课题, 2022 年 12 月到 2024 年 5 月.

[2] 离网型光储柴微电网容量配置与运行项目, 横向课题, 2024 年 7 月到 2025 年 5 月.