

分类号: TM73

密 级: 公开

学校代码: 10363

学 号: 2220310103



安徽工程大学

Anhui Polytechnic University

硕士学位论文

题目 计及不确定性的户用微电网
多时间尺度优化调度

论文作者 罗宗龙

指导教师 刘世林 教授

学科(专业) 电气工程

研究方向 电力系统及其自动化

论文提交日期: 2025 年 5 月 8 日

单位代码: 10363

学 号：2220310103

Multi-Time Scale Optimal Scheduling of Household Microgrid Considering Uncertainty

研究方向：电力系统及其自动化

论文答辩日期： 2025 年 5 月 8 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：罗宗书

日期：2025 年 5 月 8 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：

罗宗松

指导教师签名：

李华

日期： 2025 年 5 月 8 日

日期： 2025 年 5 月 8 日

计及不确定性的户用微电网多时间尺度优化调度

摘要

面对能源危机与环境污染问题，可再生能源发展是必由之路。户用微电网能够将屋顶光伏等分布式可再生能源与家庭负荷有机结合，实现可再生能源就地消纳，从而减少对大电网带来的冲击，因而近年来受到广泛的关注。但是，由于可再生能源发电以及电动汽车等负荷均具有强不确定性，如何实现户用微电网的优化运行是一个具有挑战性的问题。因此，本文针对户用微电网的源荷不确定性问题，研究户用微电网的多时间尺度优化调度方法。主要工作包括：

(1) 针对户用微电网中光伏出力、负荷以及电动汽车出行不确定性，构建了基于信息间隙决策理论 (Information Gap Decision Theory, IGDT) 的鲁棒调度模型。首先，为获得 IGDT 所需的预期成本参数，建立了户用微电网日前确定性优化调度模型。其次，应用 IGDT 优化方法处理户用微电网的源荷不确定性，从而建立户用微电网的日前鲁棒优化调度模型。然后，针对该模型为多目标模型，采用线性加权法与分层序列法求解，并通过熵权法确定线性加权重。最后，在 MATLAB 平台进行仿真，使用 GUROBI 求解器获得优化调度方案，并通过蒙特卡洛模拟验证该方案的鲁棒性。

(2) 针对 IGDT 鲁棒优化方法结果过于保守以及各时段不确定度相同的问题，提出一种基于 IGDT 确定边界的户用微电网两阶段鲁棒优化 (Two-Stage Robust Optimization, TSRO) 模型。通过预测误

差概率分布描述光伏、负荷等不确定变量各时段不确定度权重系数，建立了考虑各时段不确定度差异性的 IGDT 鲁棒优化模型。对该模型进行求解，从而获得不确定变量的边界。进一步地，针对不确定变量边界具有差异性的 TSRO 模型，引入鲁棒调节参数，从而实现保守性调整。并采用带有子问题无解处理的列和约束生成算法求解，进而获得最终优化调度方案。最后，通过算例分析，验证了基于 IGDT 确定边界的 TSRO 模型所得优化调度方案具有鲁棒性与灵活性，能够抵御实时市场中的电价波动，提高户用微电网运行经济性。

(3) 针对光伏发电的预测误差具有时间尺度效应，研究了基于模型预测控制 (Model Predictive Control, MPC) 的户用微电网日内滚动优化运行方法。根据户用微电网多时间尺度优化调度框架，将户用微电网的调度计划分为日前和日内两个阶段。其中，日前调度采用第 2 章所提的优化调度模型获得次日的运行计划，而日内调度则采用 MPC 进行滚动优化建模，从而实现尽可能跟踪日前调度指令。另外，针对日内蓄电池和电动汽车充放电功率相比日前计划存在较大偏差，在日内目标函数中引入荷电状态 (State of Charge, SOC) 跟踪控制，并通过调节 SOC 跟踪误差权重系数实现较好的 SOC 跟踪控制效果。最后通过算例分析表明，本文的多时间尺度优化调度策略可以平抑源荷波动带来的影响，为户用微电网优化运行带来更好的经济性。

关键词：户用微电网，不确定性，电动汽车，信息间隙决策理论，两阶段鲁棒优化，模型预测控制

Multi-Time Scale Optimal Scheduling of Household Microgrid Considering Uncertainty

ABSTRACT

Faced with the energy crisis and environmental pollution problems, the development of renewable energy is the only way out. Household microgrid can integrate distributed renewable energy sources like rooftop photovoltaics with home loads. And it can achieve local consumption of renewable energy, reduce impacts on the main grid, so it gains attention in recent years. However, due to the strong uncertainty of renewable energy generation and loads like electric vehicles, how to realize optimal operation of household microgrid is a challenging problem. Therefore, for source-load uncertainty of household microgrid, this paper researches multi-time scale optimal scheduling method of household microgrid. The main work includes:

(1) To address the uncertainties of photovoltaic output, load, and electric vehicle travel in household microgrid, the robust scheduling model based on information gap decision theory (IGDT) is employed. First, a day-ahead deterministic optimal scheduling model for household microgrid is established to obtain the expected cost parameter required for IGDT. Secondly, the IGDT robust optimization method is applied to address source-load uncertainty of household microgrid, so the day-ahead robust

scheduling model is built. Then, because the model is multi-objective model, it is solved by linear weighting method and hierarchical sequencing method, with the linear weighting weights determined by the entropy weight method. Finally, the simulation is achieved on the MATLAB platform. The GUROBI solver is used to obtain the optimal scheduling scheme, and the robustness of the scheme is confirmed by the Monte Carlo simulation.

(2) For problems of IGDT robust optimization method, such as overly conservative result and the same uncertainty across different time periods, a two-stage robust optimization (TSRO) model with boundaries determined by IGDT for household microgrid is proposed. By forecast error probability distribution, the uncertainty weight coefficients of each time period's uncertain variables like photovoltaics and loads is described. So, the IGDT robust optimization model that accounts for uncertainty differences across different time periods is built. By solving the model, the boundaries of uncertain variables are obtained. Furthermore, for TSRO model with boundary differences of uncertain variables, achieving conservatism adjustment by robust adjustment parameter. And the model is solved using a column and constraint generation algorithm with a subproblem infeasibility handling mechanism, resulting in the final optimal scheduling plan. Finally, case study analysis demonstrates that the TSRO model with boundaries determined by IGDT yields an optimal

scheduling plan that is both robust and flexible. It can protect against real time electricity price fluctuations and enhance the economic operation of household microgrid.

(3) In view of the time scale effect of photovoltaic power prediction errors, this paper studies the intra-day rolling optimization operation method of household microgrid based on model predictive control (MPC). By a multi-time scale optimization scheduling framework of household microgrid, the scheduling plan is divided into day-ahead and intraday stages. In which, the former adopts the optimization scheduling model proposed in Chapter 2, while the latter employs MPC for rolling optimization modeling to achieve tracking the day-ahead scheduling instructions. Besides, compared to the day-ahead plan, charging and discharging power of the battery and electric vehicle have significant deviation in the intra-day. So, the intra-day objective function sets state of charge (SOC) tracking. And adjusting the weight coefficient of the SOC tracking error obtains better SOC control. Finally, case analysis shows that the multi-time scale optimal scheduling strategy in this paper can suppress the impact of source-load fluctuations and bring better economy to household microgrid optimal operation.

Luo Zonglong (Electrical Engineering)

Supervised by Prof. Shilin Liu

KEY WORDS: household microgrid, uncertainty, electric vehicle, information gap decision theory, two-stage robust optimization, model predictive control

目录

摘 要.....	I
ABSTRACT.....	III
第 1 章 绪论.....	1
1.1 课题研究背景及意义.....	1
1.2 国内外研究现状.....	2
1.2.1 微电网不确定性处理方法.....	2
1.2.2 多时间尺度优化调度.....	4
1.3 论文主要内容与章节安排.....	5
第 2 章 户用微电网优化调度基本模型.....	7
2.1 引言.....	7
2.2 户用微电网系统构成.....	7
2.3 户用微电网数学模型.....	8
2.3.1 光伏发电.....	8
2.3.2 蓄电池.....	8
2.3.3 电动汽车.....	9
2.3.4 负荷.....	10
2.4 日前确定性优化调度模型.....	10
2.4.1 目标函数.....	10
2.4.2 约束条件.....	11
2.5 本章小结.....	14
第 3 章 基于 IGDT 的户用微电网日前优化调度.....	15
3.1 引言.....	15
3.2 IGDT 优化理论基础.....	15
3.3 基于 IGDT 的日前优化调度模型.....	17
3.4 IGDT 模型求解方法及求解步骤.....	18
3.4.1 求解方法.....	18
3.4.2 求解步骤.....	20
3.5 算例分析.....	23
3.5.1 基础数据.....	23

3.5.2 结果分析	27
3.6 本章小结	29
第 4 章 基于 IGDT 确定边界的两阶段鲁棒日前优化调度	30
4.1 引言	30
4.2 考虑各时段不确定度差异性的 IGDT 鲁棒优化模型	30
4.3 基于 IGDT 确定边界的 TSRO 模型	33
4.4 模型求解方法与求解步骤	37
4.4.1 求解方法	37
4.4.2 求解步骤	39
4.5 算例分析	42
4.5.1 基础数据	42
4.5.2 结果分析	44
4.6 本章小结	54
第 5 章 基于模型预测控制的户用微电网日内滚动优化调度	55
5.1 引言	55
5.2 模型预测控制理论基础	55
5.3 户用微电网多时间尺度优化调度框架	60
5.4 基于 MPC 的日内滚动优化调度模型	61
5.5 算例分析	64
5.5.1 基础数据	64
5.5.2 结果分析	65
5.6 本章小结	68
第 6 章 总结与展望	69
6.1 全文总结	69
6.2 展望	70
参考文献	71
攻读硕士期间取得的成果	78
致谢	79

第 1 章 绪论

1.1 课题研究背景及意义

在过去全球人类生活水平不断提高的同时，也加剧了煤炭、石油和天然气等传统能源的消耗。而传统能源的储量是有限的，其开发和使用会产生大量 CO_2 ，导致全球变暖现象加剧。于是，我们国家提出“碳达峰，碳中和”目标，并强调产业发展要向绿色转型以及加快构建清洁低碳安全高效能源体系^[1]，为我国经济高质量发展和人民幸福生活助力，为人类命运共同体做出积极贡献。在这一背景下，新能源将成为我国能源发展的主导方向^[2]。

光伏发电等新能源有集中式和分布式发电两种形式。相比于集中式发电，分布式发电通常安装在用户侧，不仅方便利用用户周围的太阳能等资源，同时减小了线路损耗，进而提高电力系统经济性^[3]。但是，光伏等分布式发电易受天气影响，导致其输出功率波动大。随着渗透率增加，会对配电网安全运行产生重大影响^[4]。因此，为解决该问题，微电网这一概念被提出。微电网是集成了分布式电源、蓄电池和负荷的一类小型发-配-用电系统^[5]。其可以更好管理分布式发电，进而提高配电网的运行稳定性。

此外，微电网根据供电区域类型可以划分为区域式微电网、社区/楼宇微电网以及户用微电网^[6]。而户用微电网不仅可以实现用户打造用电差异化服务，并且随着分布式发电在居民家庭的推广，其未来发展具有很大潜力^[7]。同时，户用微电网的优化调度可以有效提高能源利用效率，以减少对环境的影响，从而推进新能源的进一步发展^[8]。

目前，户用微电网中光伏等分布式发电渗透率在不断提高。但是光伏的出力具有较强的间歇性、波动性等特点，使其难以灵活控制^[9]。电动汽车在户用微电网中扮演着可控负载和移动蓄电池的双重角色，具有削峰填谷、降低用户成本等作用^[10]。故电动汽车参与户用微电网的优化运行是未来发展的必然趋势^[11]。然而，电动汽车出行行为具有强不确定性，如果不进行处理，可能导致用电高峰期负荷增加，从而对户用微电网的优化调度产生重大影响^[12]。此外，城乡居民用电量在不断增长，而用户用电行为具有较强的随机性，故负荷需要进

行管理，抑制其不确定性对户用微电网的优化调度造成的影响。

因此，不确定性因素如何处理是户用微电网优化调度的关键问题^[13]。尤其针对光伏出力、负荷以及电动汽车出行的不确定性，制定经济又可靠的户用微电网优化调度方案是当下的研究热点。

1.2 国内外研究现状

1.2.1 微电网不确定性处理方法

在运筹学方向中，不确定性处理有着深刻的理论和方法。目前有广泛的研究者将相关数学知识应用在微电网不确定性问题的处理，从而实现微电网经济可靠运行。一般采用随机优化^[14-16]、机会约束规划^[17-19]、区间优化^[20-22]和鲁棒优化^[23-25]等不确定性处理方法。微电网不确定性处理已应用这些方法获得高质量优化调度方案。

对于随机优化，一般通过不确定变量的概率分布获得不确定变量多个场景，使所得优化方案在多个场景下均有较好的表现。文献[26]通过滚动优化的反馈以及在每个滚动时域内求解随机优化问题，应对微电网优化运行中光伏和负荷的不确定性；文献[27]采用两阶段随机优化模型处理带有混合储能系统的并网微电网中风能、光伏和负荷的不确定性；文献[28]建立微电网日前优化模型时，通过随机优化模型处理光伏、风能、负荷以及电动汽车的不确定性。但是，文献[26-28]利用随机优化处理不确定性时，需要给定不确定变量的概率分布，而概率分布通常难以准确描述，这导致场景描述不准确，直接影响了方案的有效性。相比之下，机会约束规划虽也利用概率分布，但受到的影响没有那么显著。

机会约束规划是使含有随机变量的约束成立概率大于给定置信水平条件下而获得优化方案。文献[29]利用机会约束规划处理家庭能源管理系统中空调和热水机温度设置的不确定性；文献[30]应用机会约束规划处理多微电网系统中光伏和负荷的不确定性；文献[31]利用机会约束处理混合微电网系统中可再生能源以及能源市场价格不确定性。但是，文献[29-31]利用机会约束规划处理不确定性时，需要通过概率分布对机会约束进行转化，并人为给定置信水平，而概率分布准确性和置信水平的设置对机会约束会有较大影响，从而影响最终决

策。相比之下，区间优化和鲁棒优化则不需要不确定变量的概率分布，即可处理不确定性。

区间优化是通过区间对不确定变量建模，其区间数学模型能涵盖预设区间内不确定变量所有不确定性。文献[32]基于区间优化构建了微电网多目标优化模型，用来处理风能和光伏不确定性，采用多生产者混沌群搜索优化器的优化算法进行求解；文献[33]基于区间优化处理微电网中可再生能源发电和负荷的不确定性，采用NSGA-II算法进行求解；文献[34]以微电网利润为目标函数，采用区间优化方法处理微电网中可再生能源和负荷不确定性，从而获得利润区间。但是，文献[32-34]采用区间优化需要给定不确定变量区间，而如何有效描述区间是一个难点；其次，区间优化所得结果是以区间的形式表现出来，如何选取区间内的值又是个难点。相比之下，鲁棒优化会得到具体的优化方案，故更加具有优势。

鲁棒优化是通过不确定变量取不确定集内最恶劣场景而得到优化方案。文献[35]采用两阶段鲁棒优化方法处理微电网中电动汽车、分布式发电和负荷不确定性；文献[36]基于鲁棒优化处理微电网冷热电联供系统中冷热电负荷和光伏不确定性；文献[37]基于鲁棒优化处理微电网中负荷和可再生能源不确定性。但是，文献[35-37]采用鲁棒优化需要给定不确定变量波动范围。

相比于上述方法，美国学者 Ben-Haim 于 2001 年所提的信息间隙决策理论 (information gap decision theory method, IGDT) 是一种更为有效、方便的处理方法^[38]。该方法能够保证所求解的目标函数不大于预设目标的情况下，通过最大化不确定变量的不确定度，从而对其不确定性所造成的影响进行规避。并且，该方法不依赖不确定变量的概率分布以及边界，故克服了传统不确定性处理方法的缺陷。

此外，该方法已在电力优化问题得到广泛应用。文献[39]将 IGDT 鲁棒优化方法应用在含风力发电的系统优化调度中，用来处理风能不确定性，并获得鲁棒优化调度方案；文献[40]分别应用 IGDT 鲁棒优化方法和 IGDT 机会优化方法处理混合能源系统中负荷不确定性，相对应地，分别获得鲁棒优化调度方案和机会优化调度方案；文献[41]基于混合随机 IGDT 模型处理微电网中可再生能源和电价不确定性，其中电价基于情景的方法进行处理，而可再生能源基于 IGDT

方法进行处理，从而得到适应电价场景的可再生能源最大波动区间。

然而，现有的 IGDT 应用时存在不足。文献[39]处理不确定性时，其优化调度方案是不确定变量取最恶劣场景得到的，过于保守；文献[40-43]处理不确定性时，不确定变量各时段的不确定度具有一致性，忽略了各时段不确定度的差异性；文献[44,45]基于 IGDT 处理多不确定变量时，以某个不确定变量的不确定度进行优化，无法充分考虑各不确定变量之间的差异性；文献[46-48]基于 IGDT 处理多不确定变量时，通过求出 pareto 解集，再选择折中解，实际应用过于繁琐。

1.2.2 多时间尺度优化调度

上节中所述的不确定性处理方法大部分应用在日前调度中。但是，光伏出力、负荷等具有较强的不确定性，日内依然会存在预测误差，进而导致户用微电网日内调度成本增加^[49]。此外，时间尺度设置越小，预测误差会降低^[50]。因此，一般要采取多时间尺度优化调度方法进行电力优化调度。

文献[51]针对社区级微电网制定了多时间尺度优化调度计划，该计划考虑了日前、日内和实时三种时间尺度，并计及需求相应，使调度结果更符合实际。文献[52]建立了一种多时间尺度下基于市场机制的优化策略，实现多微电网系统的协调互济，并采用混合蓄电池进一步提高提高多微电网系统跟踪日前计划的能力。文献[53]通过阶梯式碳交易下的多时间尺度优化调度方法处理综合能源系统优化调度，为该系统提供经济性更优的调度策略，而且使系统碳交易成本降低。文献[54]对于冷热电联供系统采用“日前-日内滚动-实时调整”的多时间尺度优化运行方法，解决源荷波动造成的联络线功率偏差，进而有效系统运行经济性。文献[55]为提高微电网运行的经济性与灵活性，采用多时间尺度优化调度方法进行微电网优化调度，并考虑电动汽车参与多元需求响应。

但是，传统多时间尺度优化调度属于开环优化调度，未考虑实际系统对优化控制过程的反馈校正，故其性能较差^[56]。而模型预测控制是闭环优化控制方法^[57]，具有滚动优化和反馈校正功能，能够平抑不确定因素对系统造成的影响^[58]。因此，模型预测控制处理在处理多时间尺度优化问题方面具有良好的发展前景。

文献[59]通过模型预测控制建立配电网多时间尺度无功优化模型，抑制了分布式电源和负荷的波动带来的影响，并提升了系统电压稳定性和电能质量。文献[60]针对微网进行多时间尺度优化调度，在日内基于模型预测控制进行滚动优化，有效实现了日内跟踪日前计划值。文献[61]基于分布式模型预测控制进行综合能源系统的多时间尺度优化调度，将大规模的优化问题转化为各子系统的优化求解，有效减少系统求解时间，并提高了系统运行经济性。文献[62]采用模型预测控制建立计及需求响应的综合能源系统多时间尺度优化调度模型，降低了功率波动及预测误差对系统稳定性的影响，且经济性进一步提升。

1.3 论文主要内容与章节安排

本文以并网型户用微电网为研究对象，综合考虑光伏出力、负荷以及电动汽车出行不确定性，注重研究户用微电网日前优化调度如何处理不确定性。同时，考虑到预测误差无法避免，故基于模型预测控制进行日内滚动优化调度，以平抑源荷波动带来的影响。论文总体框架如图 1-1 所示，各章工作内容如下。

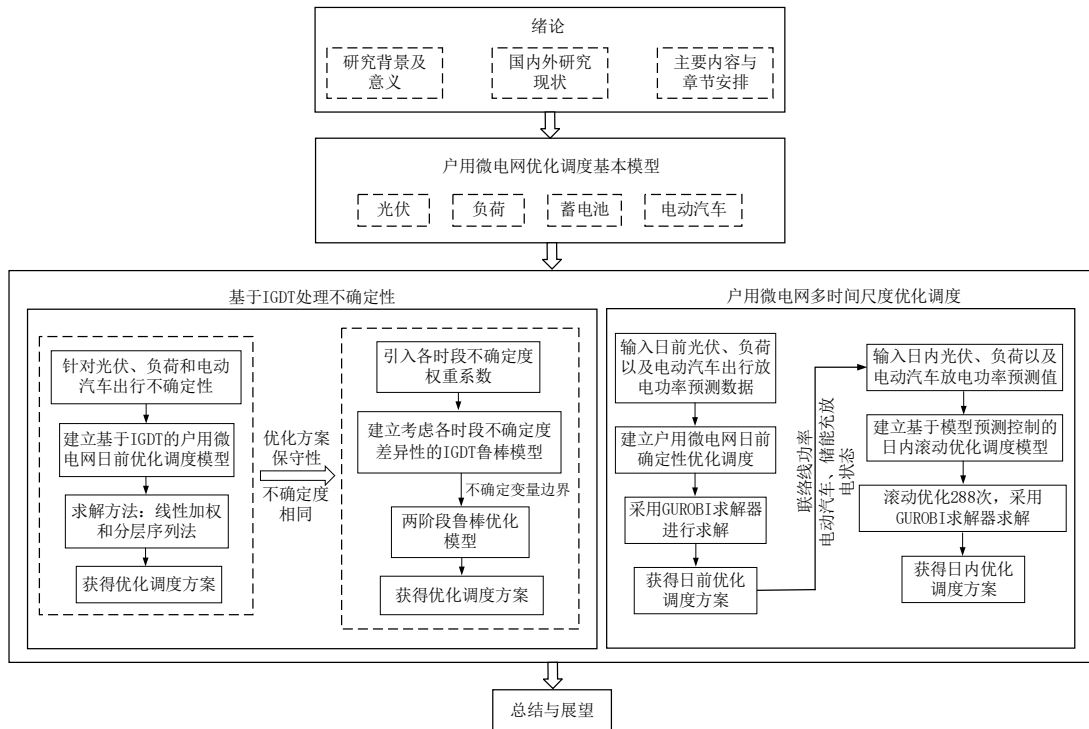


图 1-1 论文总体框架图

第 1 章，绪论。首先，深入分析了课题的研究背景及意义，阐述全球能源问题带来的严峻挑战，表明推动新能源发展，要积极开展户用微电网优化调度

研究。其次，户用微电网内存在诸多不能确定性因素，需要进行不确定性处理。然后，分析与总结了目前不确定性处理方法以及多时间尺度优化调度研究现状。最后，对本文主要内容和章节进行总结。

第 2 章，户用微电网优化调度基本模型。本章针对户用微电网的系统构成进行详细阐述。并对光伏、负荷、蓄电池、电动汽车部分的数学模型进行建模。在此基础上，建立了户用微电网日前确定性优化调度模型，为后续应用 IGDT 优化方法处理户用微电网中不确定性以及应用模型预测控制进行日内滚动优化等工作奠定基础。

第 3 章，基于 IGDT 的户用微电网日前优化调度。应用 IGDT 优化方法处理户用微电网中光伏出力、负荷以及电动汽车出行不确定性，并在第 2 章的基础上，建立户用微电网日前鲁棒优化调度模型。针对该模型为多目标模型，给出相应求解方法与步骤。最后，通过算例分析说明 IGDT 优化方法的有效性。

第 4 章，基于 IGDT 确定边界的两阶段鲁棒日前优化调度。针对第 3 章应用 IGDT 处理不确定性，所得户用微电网优化调度方案过于保守以及各时段不确定度相同的问题，提出一种基于 IGTD 确定边界的两阶段鲁棒优化（Two-Stage Robust Optimization）模型。通过对 IGDT 鲁棒优化模型引入各时段不确定度权重系数，建立了考虑各时段不确定度差异性的 IGDT 鲁棒优化模型。对该模型进行求解得到不确定变量的边界，进而针对不确定变量边界具有差异性的 TSRO 模型，引入鲁棒调节参数，从而实现保守性调整。另外，给出基于 IGDT 确定边界的 TSRO 模型详细的求解方法与步骤。最后，通过算例分析说明本章所提优化方法的鲁棒性和灵活性。

第 5 章，基于模型预测控制的户用微电网日内滚动优化调度。针对模型预测控制的理论部分，采用机理状态空间模型进行推导。根据户用微电网多时间尺度优化框架，进行日前调度与日内调度的协调，并建立基于模型预测控制的日内滚动优化模型。最后，进行算例分析说明基于模型预测控制的日内滚动优化调度可以实现日内跟踪日前计划值。

第 6 章，总结与展望。对本文整体内容进行概括，指出工作中一些不足之处，为后续研究指明前进方向。

第 2 章 户用微电网优化调度基本模型

2.1 引言

户用微电网优化调度能有效提高户用微电网的经济性和可靠性。为了进行相关研究，需要建立户用微电网优化调度基本数学模型。同时，为后续进行不确定性处理以及日内基于模型预测控制建模等工作奠定基础。因此，本章首先进行户用微电网系统结构的介绍，然后对户用微电网中光伏发电、蓄电池、电动汽车以及负荷进行数学建模，最后建立户用微电网优化调度基本模型。

2.2 户用微电网系统构成

户用微电网有并网和孤岛（离网）两种运行方式。户用微电网并网运行是指户用微电网通过公共连接点与配电网相连，可以与配电网进行电能交换；户用微电网孤岛运行是指户用微电网与配电网不进行连接，依靠户用微电网自身能源对负荷供电。本文采用并网型户用微电网进行优化调度相关研究。

本文研究的并网型户用微电网系统结构如图 2-1 所示，主要包括光伏、负荷、蓄电池、电动汽车和能量管理系统。此外，为进行功率交互，该户用微电网通过公共连接点与配电网连接。

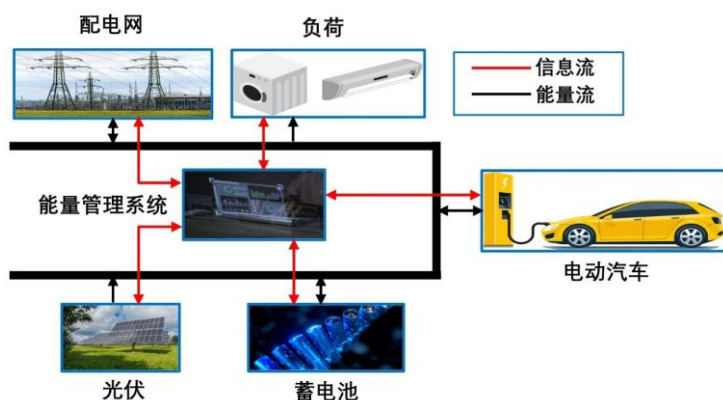


图 2-1 户用微电网系统结构

其中，能源管理系统通过收集到的信息进行最优调度，并将调度结果分配给光伏、电池储能、电动汽车、负载。在运行过程中，户用微电网系统通过各种功率转换装置为负载提供能量。

2.3 户用微电网数学模型

2.3.1 光伏发电

光伏发电是目前有效开发并应用太阳能的技术之一。光伏发电原理是通过将太阳光照射到光伏板上，利用光生伏特效应，产生直流电。

此外，光伏发电的输出功率主要受到光照强度、温度以及湿度等影响，其数学模型表示如下：

$$P_{pv} = P_{stc} G_{AC} [1 + k(T_{mod} - T_r)] / G_{stc} \quad (2-1)$$

式中， P_{stc} 为标准测试条件（太阳能入射强度为 1kW/m^2 ，环境温度为 25 摄氏度）下的最大测试功率^[63]； G_{AC} 为光照强度； k 为功率温度系数； T_r 为参考温度，一般取 25 摄氏度； G_{stc} 为标准测试条件下的光照强度； T_{mod} 为光伏发电组件湿度，其计算公式如式(2-2)。

$$T_{mod} = T_{amd} + 30G / 1000 \quad (2-2)$$

式中， T_{amd} 为环境湿度； G 为组件受到的太阳能箱射值。

通过上述公式得到光伏发电功率过于复杂，故本文假定光伏发电功率是服从正态分布，其概率密度函数如式(2-3)。

$$f(P_{pv}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{pv}} \exp\left(-\frac{(P_{pv} - \mu_{pv})^2}{2\sigma_{pv}^2}\right) \quad (2-3)$$

式中， σ_{pv} 为光伏分布标准差； μ_{pv} 为光伏分布均值。

2.3.2 蓄电池

在对蓄电池进行建模时，一般是确定蓄电池的工作状态（充电状态、放电状态和停运状态），通常会涉及蓄电池的荷电状态以及充放电功率，而无需考虑蓄电池内部充放电过程。蓄电池数学模型分别对应充电和放电过程，具体如下：

（1）蓄电池充电过程

$$S_{soc,b}(t+1) = (1 - \delta_b) S_{soc,b}(t) + \eta_b^{ch} \cdot \frac{P_b^{ch}(t+1) \cdot \Delta t}{E_b} \quad (2-4)$$

(2) 蓄电池放电过程

$$S_{\text{soc},b}(t+1) = (1 - \delta_b) S_{\text{soc},b}(t) - \frac{P_b^{\text{dis}}(t+1) \cdot \Delta t}{\eta_b^{\text{dis}} \cdot E_b} \quad (2-5)$$

式中， $S_{\text{soc},b}(t)$ 为蓄电池 t 时刻荷电状态； δ_b 为蓄电池自放电率； $P_b^{\text{ch}}(t)$ 和 $P_b^{\text{dis}}(t)$ 分别为蓄电池的充电和放电功率； Δt 为前后两时刻的时间间隔； E_b 为蓄电池的总容量； η_b^{ch} 和 η_b^{dis} 分别为蓄电池充电和放电效率。

通常，将蓄电池充电和放电过程统一在一个公式中表达。此外，本文蓄电池充电和放电效率取同一值，以及假定蓄电池自放电率为 0，故蓄电池数学模型如式(2-6)。

$$S_{\text{soc},b}(t+1) = S_{\text{soc},b}(t) + \eta_b \cdot \frac{P_b^{\text{ch}}(t+1) \cdot \Delta t}{E_b} - \frac{P_b^{\text{dis}}(t+1) \cdot \Delta t}{\eta_b \cdot E_b} \quad (2-6)$$

式中， η_b 为蓄电池充放电效率。

2.3.3 电动汽车

研究电动汽车参与户用微电网优化调度，需要建立对应的数学模型。但是，电动汽车受到各种因素影响，故需要对这些因素进行分析并简化。一般，电动汽车充电需求涉及以下电池容量、充电桩和用户行为三个因素。但是分析这些因素，会导致电动汽车的数学模型比较复杂。相关文献通常在一定假设条件下，如文献[64]采用出行时间、开始充电时刻和日行驶里程的概率分布建立一天内电动汽车功率需求。

本文主要是通过相关优化方法处理电动汽车出行放电功率不确定性对户用微电网优化调度的影响，故基于如下假设条件简化电动汽车数学模型：电动汽车仅在家中充电；电动汽车从家出发和到家时间已知；为方便后面出行放电功率不确定性分析，行驶过程按固定放电功率作为预测值。

此外，建立的电动汽车数学模型与蓄电池类似，电动汽车 $t+1$ 时刻荷电状态和 t 时刻荷电状态间的关系如式(2-7)。

$$S_{\text{soc},\text{ev}}(t+1) = S_{\text{soc},\text{ev}}(t) + \eta_{\text{ev}} \cdot \frac{P_{\text{ev}}^{\text{ch}}(t+1) \cdot \Delta t}{E_{\text{ev}}} - \frac{P_{\text{ev}}^{\text{dis}}(t+1) \cdot \Delta t}{\eta_{\text{ev}} \cdot E_{\text{ev}}} \quad (2-7)$$

式中， $S_{\text{soc,ev}}(t)$ 为电动汽车 t 时刻荷电状态； $P_{\text{ev}}^{\text{ch}}(t)$ 和 $P_{\text{ev}}^{\text{dis}}(t)$ 分别为电动汽车的充电和放电功率； E_{ev} 为电动汽车容量； η_{ev} 为电动汽车充放电效率。

此外，电动汽车出行期间按固定功率放电，具体表达式如式(2-8)。

$$\begin{cases} P_{\text{ev}}^{\text{ch}}(t) = 0 \\ P_{\text{ev}}^{\text{dis}}(t) = P_{\text{cev}}(t) \end{cases}, t \in (t_D, t_A) \quad (2-8)$$

式中， t_D 为电动汽车从家出发时间； t_A 为电动汽车到家时间； $P_{\text{cev}}(t)$ 为 σ_L 时刻电动汽车出行放电功率。

2.3.4 负荷

一般地，负荷由固定负荷（基本负荷）、可平移负荷、可削减负荷和随机负荷四部分组成。其中，固定负荷是指不可调节的负荷，必须满足的用电需求；可平移负荷是指负荷的用电时段可以平移，但是不可中断，用电总量一定的负荷；可削减负荷是指用电量可以减少的负荷，缓解用电高峰期；随机负荷是由于用户的随机行为而产生波动的负荷。

本文主要考虑负荷的不确定性，故对负荷的需求响应不进行分析。即只考虑负荷中固定负荷和随机负荷部分。同时，为方便分析负荷的不确定性，并不区分负荷的具体类型。此外，采用正态分布得到负荷的预测值。负荷的概率密度函数如式(2-9)。

$$f(P_L) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_L} \exp\left(-\frac{(P_L - \mu_L)^2}{2\sigma_L^2}\right) \quad (2-9)$$

式中， σ_L 为负荷分布标准差； μ_L 为负荷分布均值。

2.4 日前确定性优化调度模型

2.4.1 目标函数

本章建立的户用微电网日前确定性优化调度模型主要是为后续不确定性处理以及日内进行模型预测控制建模等工作奠定基础。其模型本身目的在于充分利用光伏等可再生能源，在蓄电池和电动汽车的削峰填谷辅助作用下，使户用微

电网优化调度成本最小化。故本文日前确定性优化调度目标为费用最小化，主要包括蓄电池运行成本、电动汽车运行成本以及配电网功率交互成本。日前确定性优化调度目标函数表达式如式(2-10)。

$$\min \sum_{t=1}^T [C_b(t) + C_{ev}(t) + C_g(t)] \quad (2-10)$$

式中， $C_b(t)$ 为 t 时段蓄电池运行成本； $C_{ev}(t)$ 为 t 时段电动汽车运行成本； $C_g(t)$ 为 t 时段配电网功率交互成本； T 为调度周期，取值为 24h。

本文蓄电池运行成本主要考虑其充放电引起的损耗成本，具体如下式：

$$C_b(t) = K_b [P_b^{\text{dis}}(t) / \eta_b + P_b^{\text{ch}}(t) \eta_b] \Delta t \quad (2-11)$$

式中， K_b 为蓄电池的单位充放电成本系数。

对于电动汽车运行成本，类似于蓄电池，也是充放电引起的损耗成本，具体如下式：

$$C_{ev}(t) = K_{ev} [P_{ev}^{\text{dis}}(t) / \eta_{ev} + P_{ev}^{\text{ch}}(t) \eta_{ev}] \Delta t \quad (2-12)$$

式中， K_{ev} 为电动汽车的单位充放电成本系数。

配电网功率交互成本是指户用微电网与配电网进行功率交换而引发的成本，具体地，户用微电网向配电网购电或售电而产生的成本，表达式如下：

$$C_g(t) = \lambda(t) [P_{\text{grid}}^{\text{buy}}(t) - P_{\text{grid}}^{\text{sell}}(t)] \Delta t \quad (2-13)$$

式中， $\lambda(t)$ 为微电网与配电网之间的交易电价。

2.4.2 约束条件

(1) 蓄电池运行约束

蓄电池 $t+1$ 时刻荷电状态和 t 时刻荷电状态间的关系如式(2-6)。为防止蓄电池过度充电和放电，设置蓄电池 t 时刻荷电状态上、下限，其表达式如式(2-14)。

$$S_{\text{soc},b}^{\min} \leq S_{\text{soc},b}(t) \leq S_{\text{soc},b}^{\max} \quad (2-14)$$

式中， $S_{\text{soc},b}^{\min}$ 和 $S_{\text{soc},b}^{\max}$ 分别为蓄电池荷电状态最小值和最大值。

此外，蓄电池正常运行时，一般设置其始末时刻荷电状态相等，则有利于

蓄电池循环调度，表达式如式(2-15)。

$$S_{\text{soc},b}(0) = S_{\text{soc},b}(T) \quad (2-15)$$

同时，蓄电池参与户用微电网优化调度期间，其充放电功率会被限制在一定范围内。蓄电池具体的充电和放电功率约束分别如式(2-16)和式(2-17)。

$$0 \leq P_b^{\text{ch}}(t) \leq P_b^{\text{max}} U_{s,b}(t) \quad (2-16)$$

$$0 \leq P_b^{\text{dis}}(t) \leq P_b^{\text{max}} [1 - U_{s,b}(t)] \quad (2-17)$$

式中， P_b^{max} 为蓄电池的最大充放电功率； $U_{s,b}(t)$ 为蓄电池 t 时刻充放电状态，取值为1表示充电，取值为0表示放电。

(2) 电动汽车运行约束

电动汽车 $t+1$ 时刻荷电状态和 t 时刻荷电状态间的关系如式(2-7)。为防止电动汽车过度充电和放电，设置电动汽车 t 时刻荷电状态上、下限，其表达式如式(2-18)。

$$S_{\text{soc},\text{ev}}^{\min} \leq S_{\text{soc},\text{ev}}(t) \leq S_{\text{soc},\text{ev}}^{\max} \quad (2-18)$$

式中， $S_{\text{soc},\text{ev}}^{\min}$ 和 $S_{\text{soc},\text{ev}}^{\max}$ 分别为电动汽车荷电状态最小值和最大值。

与蓄电池相同，电动汽车始末时刻荷电状态相等，则有利于电动汽车循环调度，表达式如式(2-19)。

$$S_{\text{soc},\text{ev}}(0) = S_{\text{soc},\text{ev}}(T) \quad (2-19)$$

同样地，电动汽车的充放电功率也被限制在一定范围内，电动汽车具体的充电和放电功率约束分别如式(2-20)和式(2-21)。

$$0 \leq P_{\text{ev}}^{\text{ch}}(t) \leq P_{\text{ev}}^{\text{max}} U_{s,\text{ev}}(t) \quad (2-20)$$

$$0 \leq P_{\text{ev}}^{\text{dis}}(t) \leq P_{\text{ev}}^{\text{max}} [1 - U_{s,\text{ev}}(t)] \quad (2-21)$$

式中， $P_{\text{ev}}^{\text{max}}$ 为电动汽车的最大充放电功率； $U_{s,\text{ev}}(t)$ 为电动汽车 t 时刻充放电状态，取值为1表示充电，取值为0表示放电。

此外，电动汽车出行期间按固定功率放电，则有利于简化模型，具体表达式如式(2-8)。

(3) 配电网功率交互约束

当户用微电网内部的需求不能满足时，比如负荷、电动汽车和蓄电池供电需求不能满足需求时，则需要向配电网购电；当户用微电网内部的需求能满足时，则户用微电网可以将多余的电能卖给电网，获取收益。

此外，户用微电网在进行优化调度时，户用微电网和配电网之间的交互需满足功率平衡约束。而且，电动汽车行驶期间与户用微电网是断开的，故这段期间电动汽车不会参与功率平衡。本文通过引入二进制参数表征连接状态。功率平衡约束具体表示如下：

$$P_{\text{grid}}^{\text{buy}}(t) - P_{\text{grid}}^{\text{sell}}(t) = P_{\text{b}}^{\text{ch}}(t) + \delta_{\text{ev}}(t)P_{\text{ev}}^{\text{ch}}(t) + P_{\text{L}}(t) - P_{\text{b}}^{\text{dis}}(t) - \delta_{\text{ev}}(t)P_{\text{ev}}^{\text{dis}}(t) - P_{\text{pv}}(t) \quad (2-22)$$

$$\delta_{\text{ev}}(t) = \begin{cases} 0, & t \in (t_{\text{D}}, t_{\text{A}}) \\ 1, & \text{其它} \end{cases} \quad (2-23)$$

式中， $\delta_{\text{ev}}(t)$ 为电动汽车与户用微电网的连接状态，取值为1时表示连接，取值为0时表示断开，具体取值由式(13)表示， $P_{\text{pv}}(t)$ 为 t 时段光伏出力， $P_{\text{L}}(t)$ 为 t 时段负荷。

通常，户用微电网和配电网通过联络线进行功率交互时，户用微电网向配电网的购电功率和售电功率会被限制在一定范围内，相应约束表示如下：

$$0 \leq P_{\text{grid}}^{\text{buy}}(t) \leq U_{\text{s,g}}(t)P_{\text{grid}}^{\text{max}} \quad (2-24)$$

$$0 \leq P_{\text{grid}}^{\text{sell}}(t) \leq [1 - U_{\text{s,g}}(t)]P_{\text{grid}}^{\text{max}} \quad (2-25)$$

式中， $P_{\text{grid}}^{\text{max}}$ 为户用微电网和配电网最大交互功率， $U_{\text{s,g}}(t)$ 为 t 时段户用微电网向配电网的购售电状态，取值为1时表示购电，取值为0时表示售电； $P_{\text{grid}}^{\text{buy}}(t)$ 和 $P_{\text{grid}}^{\text{sell}}(t)$ 分别为 t 时段户用微电网向配电网购电和售电的功率。

需要注意的是，对于确定性优化调度模型来说，光伏出力、负荷和电动汽车出行功率将采用预测值，故需要将式(2-22)修改为式(2-26)，以及式(2-8)修改为式(2-27)。

$$P_{\text{grid}}^{\text{buy}}(t) - P_{\text{grid}}^{\text{sell}}(t) = P_{\text{b}}^{\text{ch}}(t) + \delta_{\text{ev}}(t)P_{\text{ev}}^{\text{ch}}(t) + \tilde{P}_{\text{L}}(t) - P_{\text{b}}^{\text{dis}}(t) - \delta_{\text{ev}}(t)P_{\text{ev}}^{\text{dis}}(t) - \tilde{P}_{\text{pv}}(t) \quad (2-26)$$

$$\begin{cases} P_{ev}^{ch}(t) = 0 \\ P_{ev}^{dis}(t) = \tilde{P}_{cev}(t) \end{cases}, t \in (t_D, t_A) \quad (2-27)$$

式中， $\tilde{P}_{pv}(t)$ 为 t 时段光伏出力预测值； $\tilde{P}_L(t)$ 为 t 时段负荷预测值； $\tilde{P}_{cev}(t)$ 为 σ_L 时刻电动汽车出行放电功率预测值。

2.5 本章小结

本章详细阐述了本文户用微电网的系统构成，并对户用微电网中光伏发电、蓄电池、电动汽车以及负荷进行数学建模。在此基础上，建立户用微电网日前确定性优化调度模型，为后续应用信息间隙决策理论处理户用微电网中不确定性处理以及日内基于模型预测控制进行滚动优化建模等工作奠定基础。

第 3 章 基于 IGDT 的户用微电网日前优化调度

3.1 引言

在实际的户用微电网优化调度中，存在着光伏出力不确定、负荷不确定以及电动汽车出行放电功率不确定等不确定性因素。这些不确定性因素为户用微电网的优化调度带来严峻挑战，故需要不确定性处理方法处理。此外，传统不确定性处理方法一般需要不确定变量的边界或者概率分布来参与优化。但是，不确定变量的边界或者概率分布难以准确描述，故需要新的不确定性优化方法或改进传统不确定性方法来处理户用微电网的不确定性。

因此，本章采用信息间隙决策理论（Information Gap Decision theory, IGDT）优化方法处理户用微电网的多种不确定性，该方法不需要过多的不确定变量信息（如边界和概率分布等信息）。为方便后续应用 IGDT 处理不确定性，针对 IGDT 优化方法相关理论进行概述，进而在第 2 章所提的日前确定性优化模型基础上，建立基于 IGDT 处理多种不确定性的户用微电网日前优化调度模型。针对该模型为多目标模型，给出其求解方法与求解步骤。最后，对采用 IGDT 的日前优化调度模型进行算例分析。

3.2 IGDT 优化理论基础

IGDT 是一种不确定性处理方法，是由美国学者 Ben-Haim 于 2001 年所提出。它强调在满足预设目标的前提下，研究不确定性参数波动所造成的影响^[65]。根据预设目标相比于确定性优化调度目标往正方向偏离或负方向偏离，其影响分为悲观和乐观两个方面，并对应风险回避（鲁棒）模型和风险投机（机会）模型^[66]。

为建立 IGDT 鲁棒模型或机会模型，本文从式(3-1)所示的简单数学模型进行推导。

$$\begin{cases} \min F(V, d) \\ \text{s.t. } H(V, d) = 0 \\ G(V, d) \leq 0 \end{cases} \quad (3-1)$$

式中， V 为不确定变量，如光伏出力以及负荷等； d 为决策变量，如蓄电池充放电功率等； $F(V, d)$ 为目标函数，如户用微电网运行成本； $H(V, d)$ 表示等式约束，如功率平衡约束等； $G(V, d)$ 表示不等式约束，如购售电功率上下限等。

在 IGDT 理论中，不确定变量 V 的波动范围一般采用式(3-2)所示的集合定义^[67]。

$$\begin{cases} V \in U_{\text{igdt}}(\alpha, \tilde{V}) \\ U_{\text{igdt}}(\alpha, \tilde{V}) = \left\{ V : \left| \frac{V - \tilde{V}}{\tilde{V}} \right| \leq \alpha \right\} \end{cases} \quad (3-2)$$

式中， U_{igdt} 为不确定变量 V 所属的集合； α 为不确定变量 V 波动的幅度； $\tilde{V}$ 为不确定变量 V 的预测值。

当决策者对不确定变量的波动怀抱乐观的态度，即认为不确定变量的波动可以带来更多收益。此时，将采用式(3-3)所表示的模型。

$$\begin{cases} \min \alpha \\ \text{s.t.} \min F(V, d) \leq F_0 \\ F_0 = (1 - \beta_0) F_0 \\ H(V, d) = 0 \\ G(V, d) \leq 0 \\ \forall V \in U_{\text{igdt}}(\alpha, \tilde{V}) \end{cases} \quad (3-3)$$

式中， F_0 为不确定变量 V 取预测值 $\tilde{V}$ 时式(3-1)的目标函数值； β_0 为机会偏差因子，代表式(3-3)的预期成本 F_0 低于 F_0 的偏差程度^[68]；对于给定的 d ， $\min F(V, d)$ 表示 $F(V, d)$ 对于 $\forall V \in U_{\text{igdt}}(\alpha, \tilde{V})$ 所取的最小值。

一般地，称式(3-3)为IGDT机会模型。其所表示的意义是：在该模型所取的决策值 d ，至少存在一个 $V \in U_{\text{igdt}}(\alpha, \tilde{V})$ 使得 $F(V, d)$ 不高于 F_0 。

当决策者对不确定变量的波动怀抱悲观的态度，即认为不确定变量的波动会增加更多费用。此时，将采用式(3-4)所表示的模型。

$$\left\{ \begin{array}{l} \max \alpha \\ \text{s.t. } \max F(V, d) \leq F_c \\ F_c = (1 + \beta_c) F_0 \\ H(V, d) = 0 \\ G(V, d) \leq 0 \\ \forall V \in U_{\text{igdt}}(\alpha, \tilde{V}) \end{array} \right. \quad (3-4)$$

式中, β_c 为鲁棒偏差因子, 代表式(3-4)的预期成本 F_c 高于 F_0 的偏差程度^[68];

对于给定的 d , $\max F(V, d)$ 表示 $F(V, d)$ 对于 $\forall V \in U_{\text{igdt}}(\alpha, \tilde{V})$ 所取的最大值。

一般地, 称式(3-4)为IGDT鲁棒模型。其所表示的意义是: 在该模型所取的决策值 d , 对于任意扰动 $V \in U_{\text{igdt}}(\alpha, \tilde{V})$ 都能保证 $F(V, d)$ 不高于 F_c 。此外, 实际运行中更强调优化调度方案具有抵抗不确定性消极影响这一属性。故采用式(3-4)所示的IGDT鲁棒优化模型处理不确定性。

3.3 基于 IGDT 的日前优化调度模型

建立基于IGDT的日前优化调度模型, 一般包括不确定变量的选取、采用集合描述以及建立IGDT模型三个步骤。

(1) 不确定变量

目前, 光伏出力、负荷和电动汽车出行放电功率三者的不确定性对户用微电网的优化调度产生重大影响。因此, 选取为光伏、负荷和电动汽车出行放电功率为不确定变量。

(2) 集合描述

根据式(3-2), 可以描述光伏、负荷和电动汽车出行放电功率三者不确定变量的波动范围。具体如式(3-5)、(3-6)和(3-7)。

$$U(\alpha_{\text{pv}}, \tilde{P}_{\text{pv}}(t)) = \{(1 - \alpha_{\text{pv}})\tilde{P}_{\text{pv}}(t) \leq P_{\text{pv}}(t) \leq (1 + \alpha_{\text{pv}})\tilde{P}_{\text{pv}}(t)\}, \forall t = 1, 2, \dots, T \quad (3-5)$$

$$U(\alpha_{\text{L}}, \tilde{P}_{\text{L}}(t)) = \{(1 - \alpha_{\text{L}})\tilde{P}_{\text{L}}(t) \leq P_{\text{L}}(t) \leq (1 + \alpha_{\text{L}})\tilde{P}_{\text{L}}(t)\}, \forall t = 1, 2, \dots, T \quad (3-6)$$

$$U(\alpha_{\text{ev}}, \tilde{P}_{\text{cev}}(t)) = \{(1 - \alpha_{\text{ev}})\tilde{P}_{\text{cev}}(t) \leq P_{\text{cev}}(t) \leq (1 + \alpha_{\text{ev}})\tilde{P}_{\text{cev}}(t)\}, \forall t = 1, 2, \dots, T \quad (3-7)$$

式中, $\tilde{P}_{\text{pv}}(t)$ 、 $\tilde{P}_{\text{L}}(t)$ 、 $\tilde{P}_{\text{cev}}(t)$ 分别是光伏出力、负荷和电动汽车出行放电功率的

预测值； α_{pv} 是光伏不确定度； α_L 是负荷不确定度； α_{ev} 是电动汽车出行放电功率不确定度。

(3) 建立 IGDT 模型

本文采用 IGDT 鲁棒模型，根据式(3-4)，可以得到基于 IGDT 的日前优化调度模型，具体如式(3-8)。

$$\left\{ \begin{array}{l} \max [\alpha_{pv}, \alpha_L, \alpha_{ev}] \\ s.t. \max F \leq (1 + \beta_c) F_0 \\ \alpha_{pv}, \alpha_L, \alpha_{ev} \geq 0 \\ \text{式}(2-6) - (2-8) \\ \text{式}(2-14) - (2-25) \\ \forall P_{pv}(t) \in U(\alpha_{pv}, \tilde{P}_{pv}(t)) \\ \forall P_L(t) \in U(\alpha_L, \tilde{P}_L(t)) \\ \forall P_{cev}(t) \in U(\alpha_{ev}, \tilde{P}_{cev}(t)) \end{array} \right. \quad (3-8)$$

式中， F_0 表示户用微电网确定性优化调度成本； F 表示户用微电网日前确定性优化调度目标函数，即式(2-10)。

3.4 IGDT 模型求解方法及求解步骤

3.4.1 求解方法

在 3.3 节建立的基于 IGDT 的日前优化调度模型为多目标模型，且该模型约束条件中含有 $\max F$ ，使模型求解过于复杂。故需要对该多目标模型进一步转化。

在式(3-8)所表示的模型中， $\max F$ 表示户用微电网日前优化调度成本的最大值。而当光伏出力低于预测值，负荷比预测值大，以及电动汽车出行放电功率比预测值大时，微电网运行成本必然会增加。故当光伏出力、负荷以及电动汽车出行放电功率表示为式(3-9)、(3-10)和(3-11)时，户用微电网的优化调度成本最大。

$$P_{pv}(t) = (1 - \alpha_{pv}) \tilde{P}_{pv}(t), \forall t = 1, 2, \dots, T \quad (3-9)$$

$$P_L(t) = (1 + \alpha_L) \tilde{P}_L(t), \forall t = 1, 2, \dots, T \quad (3-10)$$

$$P_{cev}(t) = (1 + \alpha_{ev})\tilde{P}_{cev}(t), \forall t = 1, 2, \dots, T \quad (3-11)$$

此时， $\max F$ 将退化为 F ，即式(2-10)。而式(3-8)所表示的模型被简化为式(3-12)。

$$\begin{cases} \max [\alpha_{pv}, \alpha_L, \alpha_{ev}] \\ s.t. F \leq (1 + \beta_c)F_0 \\ \alpha_{pv}, \alpha_L, \alpha_{ev} \geq 0 \\ \text{式(2-6)-(2-8)} \\ \text{式(2-14)-(2-25)} \\ \text{式(3-9)-(3-11)} \end{cases} \quad (3-12)$$

但是，式(3-12)依旧是一个多目标模型，我们需要采取合适的方法进行求解。目前，多目标优化问题求解方法很多，如线性加权法、分层序列法和启发式算法等。考虑户用微电网运行成本受不确定性影响为 β_c ，其中光伏出力和负荷对户用微电网运行成本影响为 β'_c ，故对目标 α_{pv} 和 α_L 采用线性加权法合并，然后采用分层序列法求解。

(1) 线性加权

线性加权法的核心思想是将多目标模型的多个目标采用线性加权的方式进行叠加，从而将多目标模型转换成单目标模型。

以一个多目标模型为例对线性加权法进行说明，多目标模型如式(3-13)。

$$\begin{cases} \min [f_1, f_2] \\ s.t. H(x_1, x_2) = 0 \\ G(x_1, x_2) \leq 0 \end{cases} \quad (3-13)$$

式中， $H(x_1, x_2)$ 是等式约束； $G(x_1, x_2)$ 是不等式约束； f_1 和 f_2 是该模型的两个目标函数； x_1 和 x_2 是优化变量。

将目标函数 f_1 和目标函数 f_2 采用线性加权方式进行叠加，即令 $f = w_1 f_1 + w_2 f_2$ 。故多目标模型转化为式(3-14)。

$$\begin{cases} \min f \\ s.t. H(x_1, x_2) = 0 \\ G(x_1, x_2) \leq 0 \end{cases} \quad (3-14)$$

从上面多目标问题处理过程可见，线性加权法处理多目标问题十分简洁。因此，在处理实际中多目标问题中，线性加权法被广泛应用。

(2) 分层序列法

分层序列法^[69]的核心思想是通过逐个求解目标函数的方式求解，每次求解一个目标函数后，将该目标函数小于等于其最优目标值作为一个约束条件，进行下一个目标函数求解，重复该过程得到最终的最优解（注：这里默认每个目标优化方向朝最小）。

以式(3-13)所示的多目标模型为例对分层序列法进行说明。首先，指定目标函数的求解顺序为： f_1 、 f_2 ；然后，求解目标函数为 f_1 的模型，即式(3-15)。

$$\begin{cases} \min f_1 \\ \text{s.t. } H(x_1, x_2) = 0 \\ G(x_1, x_2) \leq 0 \end{cases} \quad (3-15)$$

求解完成后，得到式(3-15)的最优值 f_1^* 。最后，求解目标函数为 f_2 的模型，即式(3-16)。

$$\begin{cases} \min f_2 \\ \text{s.t. } H(x_1, x_2) = 0 \\ G(x_1, x_2) \leq 0 \\ f_1 \leq f_1^* \end{cases} \quad (3-16)$$

求解完成后，则式(3-16)的最优解即为式(3-13)的最优解。通过该求解过程可知，分层序列法适合目标函数具有不同优先级的实际场景。

3.4.2 求解步骤

根据上述的多目标求解方法，本小节对式(3-12)所示的 IGDT 多目标模型进行求解步骤详细的阐述。

首先，对于光伏不确定度 α_{pv} 和负荷不确定度 α_L 这两个目标函数采用线性加权法。因此，式(3-12)转化为式(3-17)。

$$\begin{cases} \max [\alpha, \alpha_{ev}] \\ s.t. F \leq (1 + \beta_c) F_0 \\ \alpha_{pv}, \alpha_L, \alpha_{ev} \geq 0, \quad \alpha = w_{pv} \alpha_{pv} + w_L \alpha_L \\ \text{式(2-6)-(2-8)} \\ \text{式(2-14)-(2-25)} \\ \text{式(3-9)-(3-11)} \end{cases} \quad (3-17)$$

式中， α 为光伏和负荷的总不确定度； w_{pv} 为光伏不确定度占光伏和负荷的总不确定度的比例； w_L 为负荷不确定度占光伏和负荷的总不确定度的比例。

但是，光伏不确定度 α_{pv} 和负荷不确定度 α_L 这两个目标函数相互冲突。故不能直接用 3.3.1 节所述的线性加权法进行加权。为化解该冲突，本文将光伏不确定度 α_{pv} 和负荷不确定度 α_L 表示为光伏和负荷的总不确定度 α 的加权，即式 (3-18)。

$$\begin{cases} \alpha_{pv} = w_{pv} \alpha \\ \alpha_L = w_L \alpha \end{cases} \quad (3-18)$$

这种线性加权方式使式(3-17)所示模型中优化变量 α_{pv} 、 α_L 变成优化变量 α ，从而化解目标函数间的冲突。此时，式(3-17)转化为式(3-19)。

$$\begin{cases} \max [\alpha, \alpha_{ev}] \\ s.t. F \leq (1 + \beta_c) F_0 \\ \alpha, \alpha_{ev} \geq 0 \\ \text{式(2-6)-(2-8)} \\ \text{式(2-14)-(2-25)} \\ \text{式(3-9)-(3-11)} \\ \alpha_{pv} = w_{pv} \alpha, \alpha_L = w_L \alpha \end{cases} \quad (3-19)$$

此外，不确定度的权重常采用人为指定代入计算。然而，这种方式导致不确定度权重的主观性偏强。因此，本文采用熵权法^[70]计算不确定度权重，进而消除这种人为指定带来的主观性。

熵权法计算权重步骤如下：

步骤1：选择光伏不确定度和负荷不确定度为指标，指标数值使用预测值进行代替。并且，光伏数值越大，越有利于户用微电网日前调度；负荷数值越小，

越有利于户用微电网日前调度。因此，光伏不确定度为正向指标，负荷不确定度为负向指标。采用式(3-20)和式(3-21)分别对正向指标和负向指标进行标准化处理。

$$\hat{X}_{i,t} = \frac{\tilde{X}_{i,t} - R_{1,i}}{R_{2,i} - R_{1,i}} \quad (3-20)$$

$$\hat{X}_{i,t} = \frac{R_{2,i} - \tilde{X}_{i,t}}{R_{2,i} - R_{1,i}} \quad (3-21)$$

$$R_{1,i} = \min\{\tilde{X}_{i,1}, \tilde{X}_{i,2}, \dots, \tilde{X}_{i,T}\} \quad (3-22)$$

$$R_{2,i} = \max\{\tilde{X}_{i,1}, \tilde{X}_{i,2}, \dots, \tilde{X}_{i,T}\} \quad (3-23)$$

式中， $\hat{X}_{i,t}$ 为第 i 个指标在第 t 个方案中标准化后的值； $\tilde{X}_{i,t}$ 为第 i 个指标在第 t 个方案中未标准化的值； $R_{1,i}$ 是指所有方案中指标 i 最小值； $R_{2,i}$ 是指所有方案中指标 i 最大值。

步骤 2：采用式(3-24)计算光伏不确定度和负荷不确定度这两个指标的熵值。

$$E_i = -\ln(T)^{-1} \sum_{t=1}^T p_{i,t} \ln p_{i,t} \quad (3-24)$$

$$p_{i,t} = \frac{\hat{X}_{i,t}}{\sum_{t=1}^T \hat{X}_{i,t}} \quad (3-25)$$

式中， $p_{i,t}$ 为第 i 个指标在第 t 个方案的值占该指标的比重； E_i 为第 i 个指标的熵值。

步骤 3：采用式(3-26)计算光伏不确定度和负荷不确定度的权重。

$$w_i = \frac{1 - E_i}{k - \sum_{i=1}^k E_i} \quad (3-26)$$

式中， w_i 为第 i 个指标的权重； k 为指标数量。

通过上述熵权法计算权重步骤，可以计算出光伏不确定度权重 w_{pv} 和负荷不确定度权重 w_L 。此时，通过分层序列法继续处理式(3-19)所示的多目标模型。

首先，指定目标函数的优先级（目标函数求解顺序）。这里先进行光伏和负荷的总不确定度 α 的求解，再进行电动汽车不确定度 α_{ev} 的求解。其次，求解第一个目标函数，即式(3-27)。

$$\left\{ \begin{array}{l} \max \alpha \\ s.t. F \leq (1 + \beta'_c)F_0 \\ \alpha, \alpha_{ev} \geq 0 \\ \text{式}(2-6) - (2-8) \\ \text{式}(2-14) - (2-25) \\ \text{式}(3-9) - (3-11) \\ \alpha_{pv} = w_{pv}\alpha, \alpha_L = w_L\alpha \end{array} \right. \quad (3-27)$$

最后，求解第二个目标函数，即式(3-28)。

$$\left\{ \begin{array}{l} \max \alpha_{ev} \\ s.t. F \leq (1 + \beta'_c)F_0 \\ \alpha \geq \alpha^*, \alpha_{ev} \geq 0 \\ \text{式}(2-6) - (2-8) \\ \text{式}(2-14) - (2-25) \\ \text{式}(3-9) - (3-11) \\ \alpha_{pv} = w_{pv}\alpha, \alpha_L = w_L\alpha \end{array} \right. \quad (3-28)$$

式中， α^* 是式(3-27)目标函数的最优值。此时，式(3-28)所得到的解即为最终的户用微电网优化调度方案。

3.5 算例分析

3.5.1 基础数据

以并网型户用微电网为研究对象，本章主要验证所提的基于IGDT的户用微电网优化调度模型的合理性和有效性。对于日前优化调度周期设置为24h，共分成24个优化调度时段，每一优化调度时段为1h。

本文户用微电网光伏组件额定功率为3.5kW。此外，光伏和负荷均假定符合正态分布，具体见表3-1和表3-2，并通过蒙特卡洛模拟生成大量场景来表述其特征。但是场景集数量过多或过少会存在一些问题：场景多会导致计算的复杂度将变高且计算效率低下；相反，会导致模拟精度较低^[71]。故需对通过抽样

获得的场景集进行削减。

表 3-1 光伏概率分布

时段	光伏/kW	时段	光伏/kW
0:00~01:00	0	12:00~13:00	$N(3.03,0.03^2)$
01:00~02:00	0	13:00~14:00	$N(2.85,0.03^2)$
02:00~03:00	0	14:00~15:00	$N(2.43,0.03^2)$
03:00~04:00	0	15:00~16:00	$N(2.05,0.03^2)$
04:00~05:00	0	16:00~17:00	$N(1.67,0.03^2)$
05:00~06:00	0	17:00~18:00	$N(1.39,0.03^2)$
06:00~07:00	$N(1.15,0.03^2)$	18:00~19:00	0
07:00~08:00	$N(1.48,0.03^2)$	19:00~20:00	0
08:00~09:00	$N(1.78,0.03^2)$	20:00~21:00	0
09:00~10:00	$N(2.13,0.03^2)$	21:00~22:00	0
10:00~11:00	$N(2.76,0.03^2)$	22:00~23:00	0
11:00~12:00	$N(3.15,0.03^2)$	23:00~24:00	0

表 3-2 负荷概率分布

时段	负荷/kW	时段	负荷/kW
0:00~01:00	$N(2.10,0.05^2)$	12:00~13:00	$N(3.65,0.05^2)$
01:00~02:00	$N(2.15,0.05^2)$	13:00~14:00	$N(3.60,0.05^2)$
02:00~03:00	$N(2.07,0.05^2)$	14:00~15:00	$N(3.05,0.05^2)$
03:00~04:00	$N(2.08,0.05^2)$	15:00~16:00	$N(3.04,0.05^2)$
04:00~05:00	$N(2.11,0.05^2)$	16:00~17:00	$N(3.43,0.05^2)$
05:00~06:00	$N(2.10,0.05^2)$	17:00~18:00	$N(4.66,0.05^2)$
06:00~07:00	$N(3.25,0.05^2)$	18:00~19:00	$N(4.31,0.05^2)$
07:00~08:00	$N(3.50,0.05^2)$	19:00~20:00	$N(3.52,0.05^2)$
08:00~09:00	$N(2.89,0.05^2)$	20:00~21:00	$N(3.47,0.05^2)$
09:00~10:00	$N(2.47,0.05^2)$	21:00~22:00	$N(3.48,0.05^2)$
10:00~11:00	$N(2.56,0.05^2)$	22:00~23:00	$N(3.21,0.05^2)$
11:00~12:00	$N(4.08,0.05^2)$	23:00~24:00	$N(3.18,0.05^2)$

场景削减一般采用同步回代削减法和 **k-means** 聚类算法等方法^[72]。由于同步回代削减法比 **k-means** 聚类算法对随机变量表征效果更好^[73]。因此，本文采用同步回代削减法进行场景削减，具体步骤如下所示。

步骤 1：初始化 N 个场景集，设置任意场景 S 的概率表达式为(3-29)。

$$P_s = \frac{1}{N} \quad (3-29)$$

步骤 2：计算任意两个场景 S_i 和 S_j 之间（其中， $S_i \neq S_j$ ）的 2 范数，或者说欧式距离，具体如(3-30)所示。

$$DT_{S_i, S_j} = \|S_i - S_j\|_2 \quad (3-30)$$

步骤 3：计算场景 S_i 和其欧式距离最小的场景 S_m 之间的概率距离，如式(3-31)所示。

$$P_{DT_s} = \min\{DT_{S_i, S_m} | S_i \neq S_m\} \times P_S \quad (3-31)$$

步骤 4：经过第三步计算得到各个场景之间的概率距离的集合，并筛选出概率距离最近的场景进行删减，如式(3-32)所示。

$$P_{DT} = \min\{P_{DT_s} | 1 \leq S \leq N\} \quad (3-32)$$

步骤 5：更新场景概率 $P_{S_i} = P_{S_i} + P_{S_m}$ ，并剔除场景 S_m ，场景数减1，回到步骤 2 进行下一次删减。

场景削减完成后，选择样本概率最大的作为预测值，光伏出力削减场景如图 3-1 所示，负荷削减场景如图 3-2 所示。

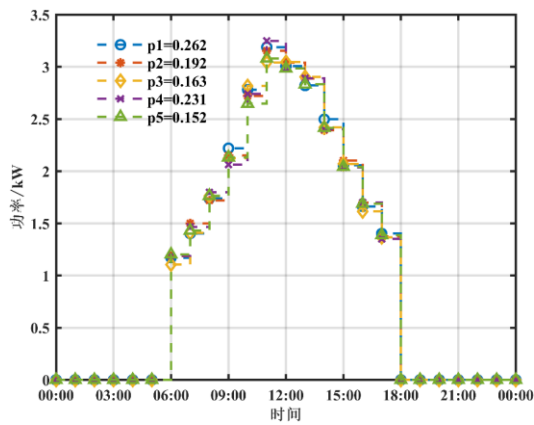


图 3-1 光伏缩减场景集

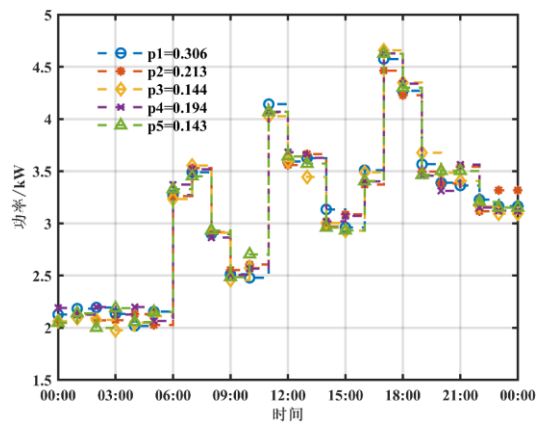


图 3-2 负荷场景削减集

联络线交互功率最大限制为 50kW，蓄电池参数如表 3-3 所示，电动汽车参

数如表 3-4 所示。配电网与户用微电网进行功率交换的日前交易电价如表 3-5 所示。电动汽车早上 8:00 从家出发，11:00 到家，这段时间放电功率取 7kW 作为预测值，取总偏差因子 β_c 为 0.15，取偏差因子 β'_c 为 0.1。

表 3-3 蓄电池参数

参数	数值
$P_b^{\max} / \text{kW}$	6
$E_b / (\text{kW} \cdot \text{h})$	20
$K_b / [\text{元} / (\text{kW} \cdot \text{h})]$	0.07
η_b	0.95
$S_{\text{soc},b}^{\max}$	0.9
$S_{\text{soc},b}^{\min}$	0.2
$S_{\text{soc},b}(0)$	0.5

表 3-4 电动汽车参数

参数	数值
$P_{\text{ev}}^{\max} / \text{kW}$	12
$E_{\text{ev}} / (\text{kW} \cdot \text{h})$	70
$K_{\text{ev}} / [\text{元} / (\text{kW} \cdot \text{h})]$	0.1
η_{ev}	0.95
$S_{\text{soc},\text{ev}}^{\max}$	0.9
$S_{\text{soc},\text{ev}}^{\min}$	0.3
$S_{\text{soc},\text{ev}}(0)$	0.5

表 3-5 日前交易电价

时间段	电价/元
6:00 ~ 9:00	0.65
11:00 ~ 14:00	
17:00 ~ 22:00	
其余	0.31

3.5.2 结果分析

本文通过 MATLAB2024a 仿真平台，利用 YALMIP 工具箱进行优化调度模型建模，并采用 GUROBI 求解器进行优化调度模型的求解。

考虑光伏出力、负荷和电动汽车出行不确定性，将图 3-1 和图 3-2 所示概率最大的样本（即光伏出力和负荷预测值）代入熵权法中，获得光伏不确定度权重 w_{pv} 和负荷不确定度权重 w_L 分别为 0.4266 和 0.5734。此时，利用分层序列法求解模型(3-19)获得光伏和负荷总不确定度 α 为 0.092，电动汽车出行放电功率不确定度 α_{ev} 为 0.089。同时，根据式(3-18)得到光伏不确定度 α_{pv} 为 0.39，负荷不确定度 α_L 为 0.053。

因此，根据式(3-5)、(3-6)和(3-7)可以得到光伏出力、负荷以及电动汽车出行放电功率的波动区间示意图，分别如图 3-3、图 3-4 和图 3-5 所示。表明光伏出力、负荷以及电动汽车出行放电功率在图内相应的黄色区域范围内任意波动时，其实际用电费用都能保证不高于预设成本。

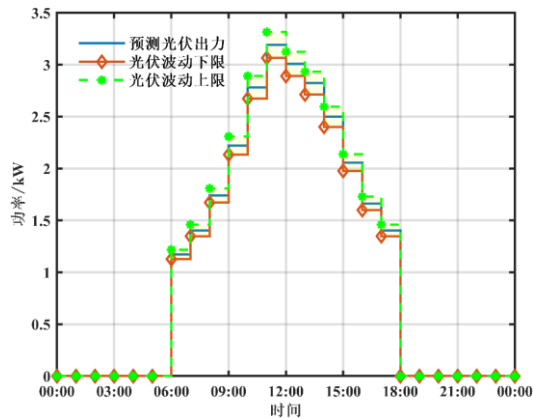


图 3-3 光伏出力波动区间

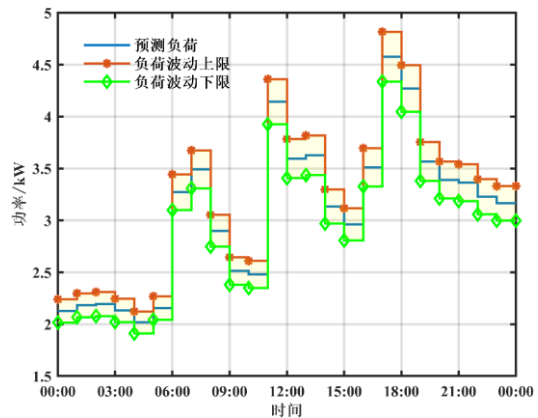


图 3-4 负荷出力波动区间

同时，当光伏出力、负荷和电动汽车出行放电功率取最恶劣的情景时（光

伏出力取图 3-3 所示的最小边界、负荷取图 3-4 所示的最大边界、电动汽车出行放电功率取图 3-5 所示的最大边界), 可以获得基于 IGDT 鲁棒模型的户用微电网优化调度方案。

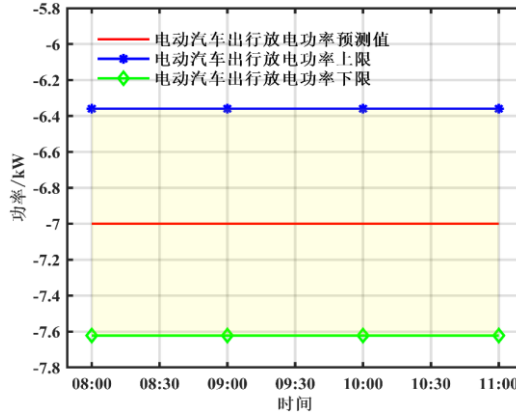


图 3-5 电动汽车出行放电功率波动区间

此外, 规定微电网向配电网购电取值为正, 微电网向配电网售电取值为负; 电动汽车充电取值为正, 电动汽车放电取值为负; 蓄电池充电取值为正, 蓄电池放电取值为负。故基于 IGDT 鲁棒模型的户用微电网优化调度方案如图 3-6、图 3-7、图 3-8 所示。其中, 图 3-6 为微电网向配电网购售电功率图; 图 3-7 为电动汽车充放电功率图; 图 3-8 为蓄电池充放电功率图。

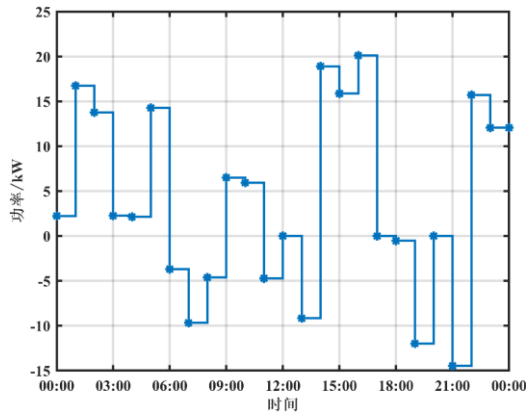


图 3-6 微电网购售电功率

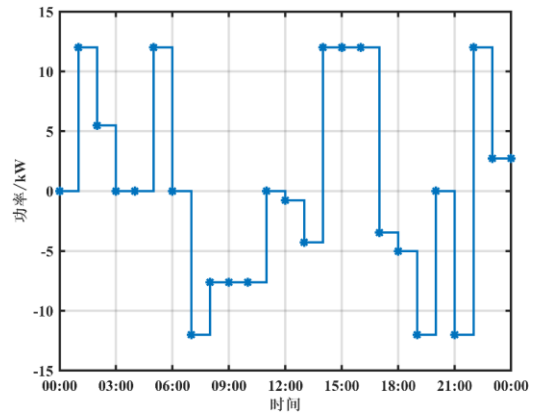


图 3-7 电动汽车充放电功率

在 00:00~6:00 以及 18:00~00:00, 光伏输出功率为 0, 户用微电网的负荷供给由蓄电池、电动汽车和配电网提供, 其余时段, 户用微电网的负荷供给由蓄电池、电动汽车、配电网和光伏提供。从图 3-6 可以看出, 由于谷时段电价低, 微电网向配电网买电满足负荷、蓄电池充电和电动汽车充电的需求, 峰时段电价高, 微电网向配电网售电, 实现用户成本的降低。另外, 从图 3-7 和图 3-8 可以看出, 在峰谷分时电价机制下, 电动汽车和蓄电池谷时段的电能存

储起来，在峰时段将电能售出，实现削峰填谷。

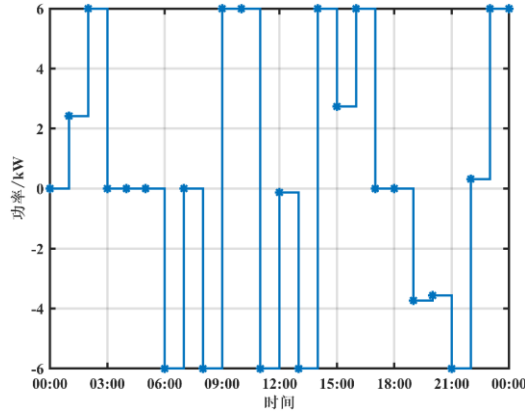


图 3-8 蓄电池充放电功率

进一步地，为验证基于 IGDT 鲁棒模型的户用微电网优化调度方案具有鲁棒性，在 $[(1-\alpha_{pv})\tilde{P}_{pv}, \tilde{P}_{pv}]$ 、 $[\tilde{P}_L(t), (1+\alpha_L)\tilde{P}_L(t)]$ 、 $[\tilde{P}_{cev}(t), (1+\alpha_{ev})\tilde{P}_{cev}(t)]$ 这三个区间采用均匀分布的蒙特卡洛模拟，抽样次数均为 500 次，并一一对应组合形成 500 个场景，从图 3-9 可以看出对应场景下的成本均不大于 IGDT 鲁棒优化调度的成本，即不大于预设成本，从而验证 IGDT 鲁棒优化调度方案对光伏、负荷和电动汽车出行放电功率不确定性具有鲁棒性。

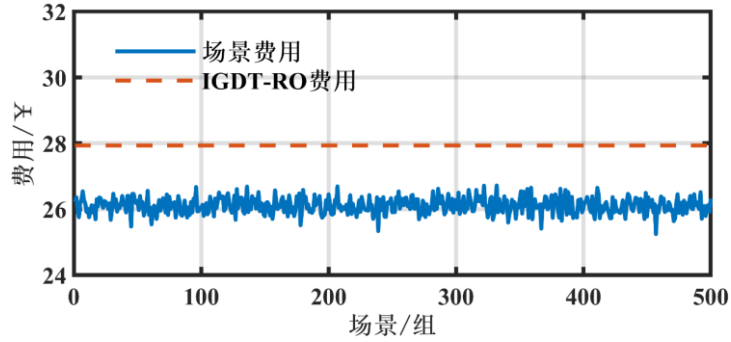


图 3-9 模拟场景费用分布

3.6 本章小结

本章首先介绍 IGDT 优化理论基础；其次建立基于 IGDT 的日前优化调度模型，用来处理户用微电网中光伏出力、负荷以及电动汽车出行不确定性；然后，所提 IGDT 优化模型为多目标模型，故采用线性加权法和分层序列法进行求解，其中线性加权的权重由熵权法确定；最后，通过算例分析，说明 IGDT 优化方法的有效性，可以为户用微电网制定鲁棒优化调度方案。

第 4 章 基于 IGDT 确定边界的两阶段鲁棒日前优化调度

4.1 引言

虽然，在第 3 章得到的基于 IGDT 的户用微电网优化调度方案具有鲁棒性，能有效抵御不确定性对户用微电网优化调度的影响，但是应用 IGDT 优化方法仍有很多问题：不确定变量各时段的不确定度具有相同值，未充分考虑各时段的不确定度间的差异性；基于 IGDT 鲁棒优化模型的所得方案是不确定变量取最恶劣场景而得到，进而导致该优化调度方案过于保守。在过于保守这一方面，由于调整偏差因子能影响费用，所以可以通过调整偏差因子的大小，进而调整 IGDT 优化调度方案的保守性。但是，偏差因子一般根据用户长期电费统计而来，故偏差因子通常取固定值。而且，调整优化调度方案的保守性应通过调整不确定变量来实现。但是，偏差因子是直接影响费用，进而影响调度方案的保守性，故 IGDT 鲁棒优化模型的保守性如何处理依然是较为严峻的问题。

因此，本章提出一种基于 IGDT 确定边界的两阶段鲁棒优化（Two-Stage Robust Optimization, TSRO）模型。通过引入各时段不确定度权重系数，建立了考虑各时段不确定度差异性的 IGDT 鲁棒优化模型。针对该模型采用第 2 章所提方法并结合偏差因子校正框架进行求解，从而获得不确定变量边界。进而针对不确定变量边界具有差异性的 TSRO 模型进行求解，以获得最终优化调度方案。最后，对基于 IGDT 确定边界的 TSRO 模型进行算例分析。

4.2 考虑各时段不确定度差异性的 IGDT 鲁棒优化模型

一般地，IGDT 鲁棒优化模型如式(3-4)，但是为方便求解器进行求解，式(3-4)还需要做一定转化。首先，假设不确定变量取值越小越恶劣，故不确定变量表示如式(4-1)时， $\max F(V, d)$ 将退化为 $F(V, d)$ 。

$$V = (1 - \alpha)\tilde{V} \quad (4-1)$$

此时，式(3-4)转化为更加一般的形式，如式(4-2)所示。

$$\begin{cases} \max \alpha \\ \text{s.t. } F(V, d) \leq F_c \\ F_c = (1 + \beta_c)F_0 \\ H(V, d) = 0, G(V, d) \leq 0 \\ V = (1 - \alpha)\tilde{V}, \alpha \geq 0 \end{cases} \quad (4-2)$$

假定 $V = [V_1, V_2, \dots, V_T]^T$ ，按式(4-2)进行求解，则会导致不确定变量各时段不确定度将具有一致性。即在应用 IGDT 鲁棒优化模型处理不确定性时，并未考虑各时段的差异性。故本文建立考虑各时段不确定度差异性的 IGDT 鲁棒优化模型，从而使模型更符合实际。

具体思路，通过定义 V 的每个分量的不确定度占总不确定度的比例为各分量不确定度权重，从而建立考虑各时段不确定度差异性的 IGDT 鲁棒优化模型。具体形式如式(4-3)所示。

$$\begin{cases} \max \alpha \\ \text{s.t. } F(V, d) \leq F_c \\ F_c = (1 + \beta_c)F_0 \\ H(V, d) = 0, G(V, d) \leq 0 \\ V_t = (1 - \alpha_t)\tilde{V}_t, \forall t = 1, 2, \dots, T \\ \alpha_t = k_t \alpha, \alpha \geq 0, \forall t = 1, 2, \dots, T \end{cases} \quad (4-3)$$

式中， α_t 为各分量不确定度； α 为总不确定度； k_t 为各分量不确定度权重，一般是给定的。

此外，式模型未考虑不确定变量的实际意义，尤其当不确定变量为光伏，其取值越小越恶劣，使用式(4-3)有可能出现不确定变量光伏取值小于 0 的情况，故式(4-3)修正为式(4-4)。

$$\begin{cases} \max \alpha \\ \text{s.t. } F(V, d) \leq F_c \\ F_c = (1 + \beta_c)F_0 \\ H(V, d) = 0, G(V, d) \leq 0 \\ V_t = (1 - \alpha_t)\tilde{V}_t, V_t \geq 0, \forall t = 1, 2, \dots, T \\ \alpha_t = k_t \alpha, \alpha \geq 0, \forall t = 1, 2, \dots, T \end{cases} \quad (4-4)$$

在 IGDT 鲁棒优化模型中，当总不确定度 α 最大时，成本 $F(V, d)$ 也会最大，

反之亦如此。但是，使用式(4-3)时会有一个隐藏问题。在式中 $F(V,d)=F_c$ 时，总不确定度 α 最大，但可能出现不确定变量小于 0，于是增加约束，转化为式(4-4)。值得注意的是，由于避免出现不确定变量小于 0 的情况，此时 $F(V,d)=F_c$ ，总不确定度 α 可能会比式(4-3)小。即达到这样的总不确定度 α ，不一定需要这么高的费用，故需要对偏差因子 β_c 是否进行校正进行判断。

校正的核心思想是：将式(4-4)的不确定变量取值代入其确定性优化模型，然后将确定性优化成本 F 与期望成本 F_c 作比较，若等于，则不需要校正，否则令 $F=(1+\beta_c)F_0$ ，求出偏差因子 β_c 带入式(4-4)即可。具体校正框架如图 4-1 所示。

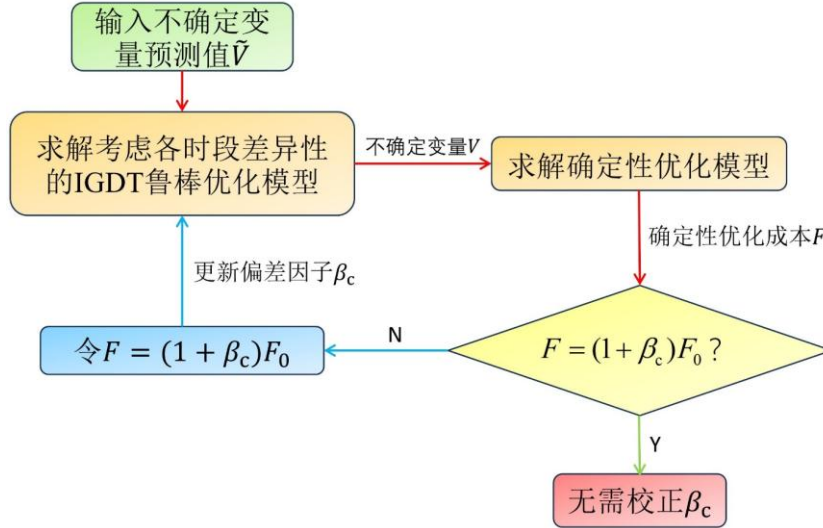


图 4-1 偏差因子校正框架图

考虑各时段不确定度差异性的 IGDT 鲁棒优化模型处理户用微电网不确定性的做法与第 2 章做法类似。首先，选取光伏、负荷和电动汽车出行放电功率为不确定变量，根据式(3-2)，可以描述光伏、负荷和电动汽车出行放电功率三者不确定变量的波动范围。具体如(4-5)、(4-6)、(4-7)所示。

$$U(\alpha_{pv,t}, \tilde{P}_{pv}(t)) = \{(1 - \alpha_{pv,t})\tilde{P}_{pv}(t) \leq P_{pv}(t) \leq (1 + \alpha_{pv,t})\tilde{P}_{pv}(t)\}, \forall t = 1, 2, \dots, T \quad (4-5)$$

$$U(\alpha_L, \tilde{P}_L(t)) = \{(1 - \alpha_{L,t})\tilde{P}_L(t) \leq P_L(t) \leq (1 + \alpha_{L,t})\tilde{P}_L(t)\}, \forall t = 1, 2, \dots, T \quad (4-6)$$

$$U(\alpha_{ev}, \tilde{P}_{cev}(t)) = \{(1 - \alpha_{ev})\tilde{P}_{cev}(t) \leq P_{cev}(t) \leq (1 + \alpha_{ev})\tilde{P}_{cev}(t)\}, \forall t = 1, 2, \dots, T \quad (4-7)$$

式中， α_{pv} 、 α_L 、 α_{ev} 分别为光伏、负荷和电动汽车出行各时段不确定度。

其次，当光伏出力越小、负荷越大以及电动汽车出行放电功率越大时，微电网运行情况会越恶劣。故光伏出力、负荷和电动汽车出行放电功率分别描述为式(4-8)、式(4-9)和式(4-10)时，户用微电网运行成本最大。

$$P_{pv}(t) = (1 - \alpha_{pv,t}) \tilde{P}_{pv}(t), \forall t = 1, 2, \dots, T \quad (4-8)$$

$$P_L(t) = (1 + \alpha_{L,t}) \tilde{P}_L(t), \forall t = 1, 2, \dots, T \quad (4-9)$$

$$P_{cev}(t) = (1 + \alpha_{ev,t}) \tilde{P}_{cev}(t), \forall t = t_D, \dots, t_A \quad (4-10)$$

此时， $\max F$ 将退化为 F ，即式(2-10)。故考虑各时段不确定度差异性的 IGDT 鲁棒日前优化调度模型如式(4-11)所示。

$$\left\{ \begin{array}{l} \max [\alpha_{pv}, \alpha_L, \alpha_{ev}] \\ \text{s.t. } F \leq (1 + \beta_c) F_0 \\ \alpha_{pv}, \alpha_L, \alpha_{ev} \geq 0 \\ \text{式(2-6) - (2-8) 、(2-14) - (2-25)} \\ \text{式(4-8) - (4-10)} \\ \alpha_{pv,t} = k_{pv,t} \alpha_{pv}, \alpha_{L,t} = k_{L,t} \alpha_L, \forall t = 1, 2, \dots, T \\ \alpha_{ev,t} = k_{ev,t} \alpha_{ev}, \forall t = t_D, \dots, t_A \end{array} \right. \quad (4-11)$$

式中， α_{pv} 、 α_L 和 α_{ev} 分别为光伏、负荷和电动汽车出行的总不确定度； $k_{pv,t}$ 、 $k_{L,t}$ 和 $k_{ev,t}$ 分别为光伏、负荷和电动汽车出行各时段不确定度权重式中； F_0 表示户用微电网确定性优化调度成本； F 表示户用微电网日前确定性优化调度目标函数，即式(2-10)。

4.3 基于 IGDT 确定边界的 TSRO 模型

考虑各时段不确定度差异性的 IGDT 鲁棒优化模型会得到不确定变量的边界，其优化运行方案是在不确定变量取最恶劣场景下得到的，该方案过于保守。通过调节偏差因子调整方案鲁棒性不太合适。但是，在不确定变量边界已知的情况下，TSRO 鲁棒性可以通过引入鲁棒调节参数进行调节。

故本文提出一种基于 IGDT 确定边界的 TSRO 模型，该模型不仅可以解决 IGDT 鲁棒优化方案过于保守，而且能充分利用 IGDT 优化得到的不确定变量边界来解决 TSRO 需要确定不确定变量边界的问题。基于 IGDT 确定边界的 TSRO

模型简单总结为：通过建立考虑各时段不确定度差异性的 IGDT 鲁棒优化模型，从而优化得到不确定变量边界，然后针对不确定变量边界具有差异性的两阶段鲁棒优化模型进行求解，获得最终的优化运行方案。具体优化框架如图 4-2 所示。

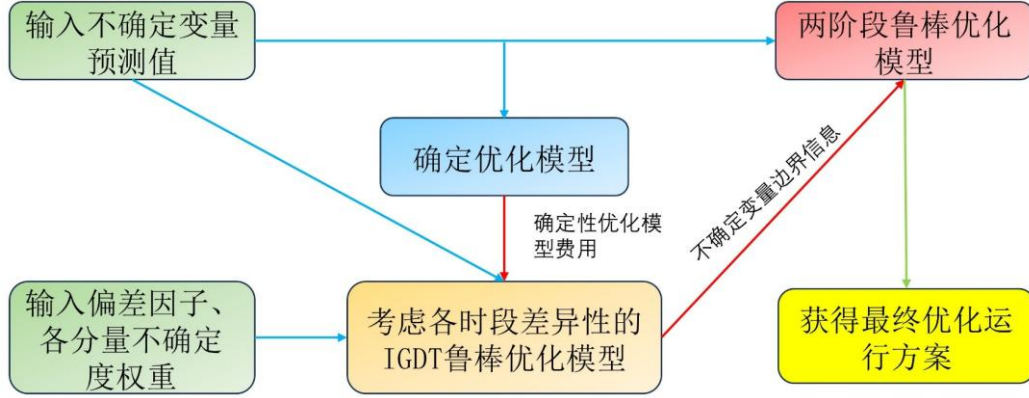


图 4-2 基于 IGDT 确定边界的 TSRO 框架图

基于 IGDT 确定边界的 TSRO 模型中关于考虑各时段不确定度差异性的 IGDT 鲁棒优化模型如式(4-11)，而搭建的 TSRO 模型是寻找不确定变量 u （具体指光伏出力、负荷以及电动汽车出行放电功率）在不确定集 U 内取最恶劣场景的最优运行方案。此外，本文采用的 TSRO 模型具体形式在叙述前需要对第 2 章的户用微电网日前确定性优化模型做一些数学形式的总结。

首先，当光伏出力、负荷以及电动汽车出行放电功率取预测值时，即可建立户用微电网的确定性优化调度模型，第 2 章所提的日前确定性优化调度模型可以归纳为式(4-12)。

$$\begin{cases} \min \mathbf{c}^T \mathbf{y} \\ s.t. \mathbf{Ax} + \mathbf{By} \geq \mathbf{a} \\ \mathbf{Dy} = \mathbf{Eu} \\ \mathbf{u} = \tilde{\mathbf{u}} \\ \mathbf{x} \in \{0,1\} \end{cases} \quad (4-12)$$

式中， $\mathbf{c}$ 为目标函数式(2-10)对应的系数列向量； $\mathbf{A}$ 、 $\mathbf{B}$ 、 $\mathbf{D}$ 、 $\mathbf{E}$ 为对应约束下的系数矩阵； $\mathbf{a}$ 为常数列向量； $\mathbf{x}$ 、 $\mathbf{y}$ 为决策变量，具体表达式如式(4-13)所示； $\mathbf{u}$ 为不确定变量，具体表达式如式(4-14)所示； $\tilde{\mathbf{u}}$ 表示不确定变量预测值，表达式如式(4-15)所示。

$$\begin{cases} \mathbf{x} = [U_{s,b}(t), U_{s,ev}(t), U_M(t)]^T \\ \mathbf{y} = [S_{soc,b}(t_1), P_b^{ch}(t), P_b^{dis}(t), \\ S_{soc,ev}(t_1), P_{ev}^{ch}(t), P_{ev}^{dis}(t), \\ P_{grid}^{buy}(t), P_{grid}^{sell}(t)]^T \\ t = 1, 2, \dots, T \\ t_1 = 1, 2, \dots, T \end{cases} \quad (4-13)$$

$$\mathbf{u} = [P_{pv}(t), P_L(t), P_{cev}(t')]^T, t = 1, 2, \dots, T; t' = t_D, \dots, t_A \quad (4-14)$$

$$\tilde{\mathbf{u}} = [\tilde{P}_{pv}(t), \tilde{P}_L(t), \tilde{P}_{cev}(t')]^T, t = 1, 2, \dots, T; t' = t_D, \dots, t_A \quad (4-15)$$

此外，式(4-12)约束条件中，第一行表示不等式约束，对应式(2-14)、式(2-16)、式(2-17)、式(2-18)、式(2-20)、式(2-21)、式(2-24)、式(2-25)；第二行表示等式约束，对应式(2-6)、式(2-7)、式(2-8)、式(2-15)、式(2-19)、式(2-22)。

其次，对于 TSRO 模型中不确定集 U 常采用盒式不确定集，为使本文搭建的 TSRO 模型可以调节鲁棒性，在该集合中引入鲁棒调节参数。同时，考虑到本文的 TSRO 模型是寻找最恶劣场景下的户用微电网优化调度方案，即光伏、负荷和电动汽车出行放电功率会取波动范围的边界值。因此，定义本文 TSRO 模型的不确定集 U 具体表达式如(4-16)所示。

$$U := \begin{cases} \mathbf{u} = [P_{pv}(t), P_L(t), P_{cev}(t')]^T \in \mathbb{R}^{T \times 2 + t_A - t_D + 1} \\ , t = 1, 2, \dots, T, t' = t_D, \dots, t_A | \\ P_{pv}(t) = \tilde{P}_{pv}(t) - B_{pv}(t)l_{pv}(t), \sum_{t=1}^T B_{pv}(t) \leq \Gamma_{pv} \\ P_L(t) = \tilde{P}_L(t) + B_L(t)l_L(t), \sum_{t=1}^T B_L(t) \leq \Gamma_L \\ P_{cev}(t') = \tilde{P}_{cev}(t') + B_{cev}(t')l_{cev}(t'), \sum_{t=1}^T B_{cev}(t') \leq \Gamma_{cev} \\ B_{pv}(t), B_L(t), B_{cev}(t') \in \{0, 1\} \end{cases} \quad (4-16)$$

式中， $B_{pv}(t)$ 、 $B_L(t)$ 和 $B_{cev}(t')$ 为二进制变量，取值为 1 表示相应时段的不确定变量取到最恶劣值； Γ_{pv} 、 Γ_L 分别为光伏、负荷的鲁棒调节参数，取值范围在 $0 \sim T$ 内的整数， Γ_{cev} 为电动汽车出行放电的鲁棒调节参数，其最大值为出行时段数，故取值范围在 $0 \sim (t_A - t_D + 1)$ 内的整数，鲁棒调节参数表示不确定变量取到最恶劣值的时段总数，取值越大，优化运行方案越保守； $l_{pv}(t)$ 和 $l_L(t)$ 分别为

t 时刻光伏波动偏差、负荷波动偏差， $l_{\text{cev}}(t')$ 为 t' 时刻电动汽车出行放电功率偏差。

此外，应注意本文考虑各时段不确定度差异性的 IGDT 鲁棒优化模型求解完成后，会将相应的不确定变量边界信息传递给 TSRO 模型。其实，该边界信息确定了 t 时刻光伏波动偏差、负荷波动偏差，以及为 t' 时刻电动汽车出行放电功率偏差。根据式(4-8)、式(4-9)和式(4-10)， $l_{\text{pv}}(t)$ 、 $l_{\text{L}}(t)$ 和 $l_{\text{cev}}(t')$ 的具体表达式分别如式(4-17)、式(4-18)和式(4-19)所示。

$$l_{\text{pv}}(t) = \alpha_{\text{pv},t} \tilde{P}_{\text{pv}}(t), \forall t = 1, 2, \dots, T \quad (4-17)$$

$$l_{\text{L}}(t) = \alpha_{\text{L},t} \tilde{P}_{\text{L}}(t), \forall t = 1, 2, \dots, T \quad (4-18)$$

$$l_{\text{cev}}(t') = \alpha_{\text{cev},t'} \tilde{P}_{\text{cev}}(t'), \forall t' = t_{\text{D}}, \dots, t_{\text{A}} \quad (4-19)$$

当边界确定后，需要进行不确定变量的选择。通常，第一阶段的决策变量是 0-1 变量，第二阶段的决策变量不含 0-1 变量，这样做的目的是保障第二阶段采用 KKT 转化是可以得到全局最优解。因此，本文 TSRO 模型第一阶段决策变量是蓄电池充放电状态 $U_{\text{s,b}}(t)$ 、电动汽车充放电状态 $U_{\text{s,ev}}(t)$ 以及购售电状态 $U_{\text{s,g}}(t)$ ，而第二阶段决策变量是非 0-1 变量的优化变量。进而本文搭建的 TSRO 模型具体如(4-20)所示。

$$\begin{cases} \min_{\mathbf{x}} \{ \max_{\mathbf{u} \in U} \min_{\mathbf{y} \in \Omega(\mathbf{x}, \mathbf{u})} \mathbf{c}^T \mathbf{y} \} \\ \text{s.t. } \mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_{N_T \times 3})^T \\ x_i \in \{0, 1\}, \forall i = 1, 2, \dots, N_T \times 3 \end{cases} \quad (4-20)$$

式中，外层最小化为第一阶段问题，优化变量为 $\mathbf{x}$ ；内层最大最小化问题为第二阶段问题，优化变量为 $\mathbf{u}$ 和 $\mathbf{y}$ ；优化问题目标函数形式如式(2-10)； $\mathbf{x}$ 和 $\mathbf{y}$ 的形式如式(4-13)； $\mathbf{u}$ 的形式如式(4-14)；不确定集 U 的定义描述如式(4-16)； $\Omega(\mathbf{x}, \mathbf{u})$ 表示给定 $(\mathbf{x}, \mathbf{u})$ 时 $\mathbf{y}$ 的可行域，具体表达式如式(4-21)。

$$\Omega(\mathbf{x}, \mathbf{u}) = \begin{cases} |\mathbf{y}| \\ \mathbf{Ax} + \mathbf{By} \geq \mathbf{a} \\ \mathbf{Dy} = \mathbf{Eu} \end{cases} \quad (4-21)$$

4.4 模型求解方法与求解步骤

基于 IGDT 确定边界的 TSRO 模型的包含考虑各时段不确定度差异性的 IGDT 鲁棒模型以及 TSRO 模型。其中，考虑各时段不确定度差异性的 IGDT 鲁棒模型数学模型是多目标模型，关于它的求解方法与 3.4.1 求解方法类似，故本部分模型求解方法主要叙述 TSRO 模型求解方法。此外，由于考虑各时段不确定度差异性的 IGDT 模型需要考虑偏差因子的校正，故求解步骤会对考虑各时段不确定度差异性的 IGDT 鲁棒模型以及 TSRO 模型都进行详细阐述。

4.4.1 求解方法

TSRO 模型的求解方法一般采用 Benders 分解算法^[74]或者列和约束生成 (column and constraint generation, C&CG) 算法^[75]求解。其中，C&CG 算法通过将原问题分解为主子问题进行交替迭代求解，并且在主问题的求解过程中会不断引入子问题相关变量和约束，即主问题的行（约束数量）和列（变量数量）随迭代次数增加而增加，故该算法称为 C&CG 算法^[76]。

此外，由于 C&CG 算法比 Benders 分解算法迭代次数更少，计算速度更快，故本文采用 C&CG 算法进行求解。并以式(4-20)所示 TSRO 模型为例，对 C&CG 算法进行详细阐述。首先，将式(4-20)分解为主子问题，主问题形式如式(4-22)所示。

$$\left\{ \begin{array}{l} \min_{\mathbf{x}, \mathbf{y}_l, w} w \\ \text{s.t. } w \geq \mathbf{c}^T \mathbf{y}_l \\ \mathbf{Ax} + \mathbf{By}_l \geq \mathbf{a} \\ \mathbf{Dy}_l = \mathbf{Eu}_l^* \\ \mathbf{x} \in \{0,1\} \\ \forall l \leq k \end{array} \right. \quad (4-22)$$

式中， k 表示当前的迭代次数； $\mathbf{u}_l^*$ 为第 l 次主子问题迭代后，子问题识别的最恶劣场景下的取值^[77]； w 表示第二阶段目标函数最大值，而且随着约束 $w \geq \mathbf{c}^T \mathbf{y}_l$ 的不断增加， w 的值会不断增加（至少是不减的）； $\mathbf{y}_l$ 为第 l 次迭代后向主问题追加的变量。

经分解后的子问题形式为：

$$\begin{cases} \max_{u \in U} \min_{y \in \Omega(x, u)} c^T y \\ \text{s.t. } Ax + By_l \geq a \rightarrow \pi \\ Dy_l = Eu, u \in U \rightarrow \theta \end{cases} \quad (4-23)$$

式中， π 和 θ 是子问题约束对应的对偶变量。子问题为双层优化问题，采用卡罗需-库恩-塔克（Karush-Kuhn-Tucker, KKT）条件将其转化为子问题单层形式，具体步骤如下。

1) 首先构造拉格朗日函数：

$$L(y, \pi, \theta) = c^T y + (Ax + By - a)^T \pi + (Dy - Eu)^T \theta \quad (4-24)$$

2) 由拉格朗日函数写出 KKT 条件：

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial y} = 0 \rightarrow c + B^T \pi + D^T \theta = 0 \\ (Ax + By - a) \odot \pi = 0 \\ \pi \leq 0 \end{cases} \quad (4-25)$$

注意，式(4-25)约束中含有双线性项，采引入 0-1 变量，使用大 M 约束处理，具体参考文献[78]。

3) 子问题单层形式：

$$\begin{cases} \max c^T y \\ \text{s.t. } Ax + By \geq a \\ Dy = Eu \\ c + B^T \pi + D^T \theta = 0 \\ (Ax + By - a)^T \pi = 0 \\ \pi \leq 0 \\ \forall u \in U \end{cases} \quad (4-26)$$

原问题分解成的主问题和子问题会共同决定原目标函数的上下限。其中，主问题决定原目标函数的下限，子问题决定原目标函数的上限。应用 C&CG 算法每进行一次迭代，主问题求解的上限值会与子问题求解的下限值进行比较。若不相等，则说明 C&CG 算法未收敛。此时，需要向主问题追加变量以及相应约束。若相等，则说明 C&CG 算法收敛。此时，TSRO 模型求解完毕，得到最恶劣场景下的最优解。值得注意的是，子问题可能会无解，本文采用两阶段法

进行处理，即通过松弛变量的引入使不可行子问题变得可行。具体内容见求解步骤。

4.4.2 求解步骤

基于 IGDT 确定边界的 TSRO 模型包含考虑各时段不确定度差异性的 IGDT 鲁棒模型和 TSRO 模型。本小节分别对这两个模型求解步骤进行叙述。

式(4-11)建立的考虑各时段不确定度差异性的 IGDT 鲁棒优化模型的求解属于多目标优化问题求解，关于它的求解方法与 3.4.1 求解方法类似。但是，该模型求解时加入了偏差因子校正模块，故该模型求解有一些不同之处。类似地，在介绍求解步骤前，同样地需要假定户用微电网运行成本受不确定性影响为 β_c ，光伏出力和负荷对户用微电网运行成本影响为 β'_c 。此时，可以进行考虑各时段不确定度差异性的 IGDT 鲁棒优化模型的求解步骤阐述。

首先，对于式(4-11)前两个目标光伏总不确定度 α_{pv} 、负荷总不确定度 α_L 采用线性加权法合并。为消除总不确定度的权重带来的主观性，采用熵权法计算此权重。并选择光伏总不确定度和负荷总不确定度为指标，光伏总不确定度为正向指标，负荷总不确定度为负向指标。熵权法计算公式以及指标选择原因可以参考 3.4.2 求解步骤，这里不再进行详细叙述。经线性加权后，考虑各时段不确定度差异性的 IGDT 鲁棒优化模型转化为下式：

$$\left\{ \begin{array}{l} \max [\alpha, \alpha_{ev}] \\ s.t. F \leq (1 + \beta_c) F_0 \\ \text{式(2-6)-(2-8) 、(2-14)-(2-25)} \\ \text{式(4-8)-(4-10)} \\ P_{pv}(t) \geq 0, \forall t = 1, 2, \dots, T \\ \alpha_{pv,t} = k_{pv,t} \alpha_{pv}, \alpha_{L,t} = k_{L,t} \alpha_L, \forall t = 1, 2, \dots, T \\ \alpha_{ev,t} = k_{ev,t} \alpha_{ev}, \forall t = t_D, \dots, t_A \\ \alpha_{pv} = w_{pv} \alpha, \alpha_L = w_L \alpha \\ \alpha, \alpha_{ev} \geq 0 \end{array} \right. \quad (4-27)$$

此时，利用分层序列法处理式(4-27)。首先指定优先级（目标函数顺序）： α 、 α_{ev} ，然后求解第一个目标函数 α ，模型如下式：

$$\left\{ \begin{array}{l} \max \alpha \\ \text{s.t. } F \leq (1 + \beta'_c) F_0 \\ \quad \text{式(2-6)-(2-8) 、(2-14)-(2-25)} \\ \quad \text{式(4-8)-(4-10)} \\ \quad P_{pv}(t) \geq 0, \forall t = 1, 2, \dots, T \\ \quad \alpha_{pv,t} = k_{pv,t} \alpha_{pv}, \alpha_{L,t} = k_{L,t} \alpha_L, \forall t = 1, 2, \dots, T \\ \quad \alpha_{ev,t} = k_{ev,t} \alpha_{ev}, \forall t = t_D, \dots, t_A \\ \quad \alpha_{pv} = w_{pv} \alpha, \alpha_L = w_L \alpha \\ \quad \alpha, \alpha_{ev} \geq 0 \end{array} \right. \quad (4-28)$$

其次，求解完成后，将 t 时段光伏出力 $P_{pv}(t)$ 、负荷 $P_L(t)$ 以及电动汽车出行放电功率 $P_{cev}(t)$ 代入图 4-1 偏差因子校正框架图。当偏差因子 β'_c 不需要校正时，求解第二个目标函数 α_{ev} ；当偏差因子 β'_c 需要校正时，将更新的 β'_c 代入式(4-28)后，再次求解(4-28)后，求解第二个目标函数 α_{ev} 。此外，第二个目标函数 α_{ev} 对应的求解模型如下：

$$\left\{ \begin{array}{l} \max \alpha_{ev} \\ \text{s.t. } F \leq (1 + \beta_c) F_0 \\ \quad \text{式(2-6)-(2-8) 、(2-14)-(2-25)} \\ \quad \text{式(4-8)-(4-10)} \\ \quad P_{pv}(t) \geq 0, \forall t = 1, 2, \dots, T \\ \quad \alpha_{pv,t} = k_{pv,t} \alpha_{pv}, \alpha_{L,t} = k_{L,t} \alpha_L, \forall t = 1, 2, \dots, T \\ \quad \alpha_{ev,t} = k_{ev,t} \alpha_{ev}, \forall t = t_D, \dots, t_A \\ \quad \alpha_{pv} = w_{pv} \alpha, \alpha_L = w_L \alpha \\ \quad \alpha^* \leq \alpha, \alpha_{ev} \geq 0 \end{array} \right. \quad (4-29)$$

式中， α^* 是式(4-28)目标函数的最优值。

求解完成后，将 t 时段光伏出力 $P_{pv}(t)$ 、负荷 $P_L(t)$ 以及电动汽车出行放电功率 $P_{cev}(t)$ 代入图 4-1 偏差因子校正框架图。当偏差因子 β_c 不需要校正时，式(4-29)得到的解即考虑各时段不确定度差异性的 IGDT 鲁棒模型最优解；当偏差因子需要校正时，将更新的 β_c 代入式(4-29)，再次求解(4-29)后，此时式(4-29)得到的解即考虑各时段不确定度差异性的 IGDT 鲁棒模型最优解。考虑各时段

不确定性差异性的 IGDT 鲁棒模型求解框架如图 4-3 所示。

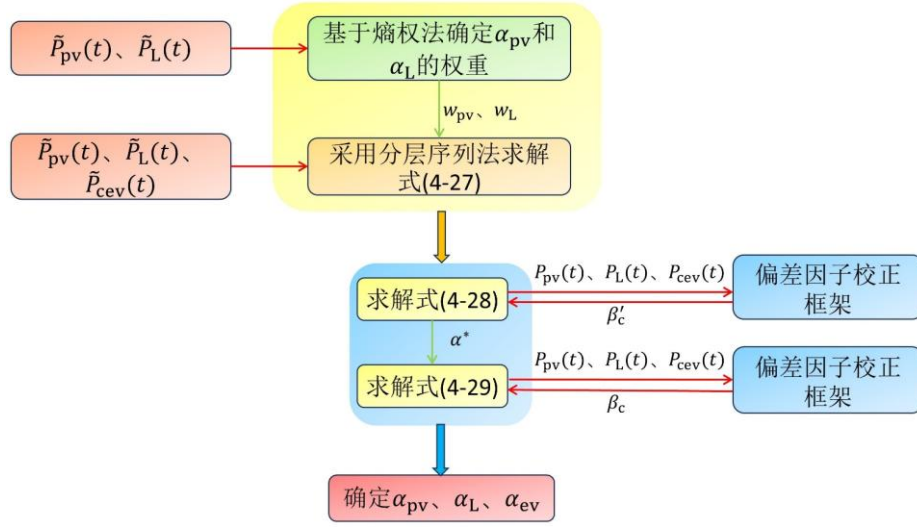


图 4-3 考虑各时段不确定性差异性的

IGDT 鲁棒模型求解框架图

考虑各时段不确定性差异性的 IGDT 鲁棒模型求解步骤阐述完毕后，下面是 TSRO 模型求解步骤阐述。具体步骤如下：

- 1) 给定一组不确定变量 u 的取值，比如取不确定变量预测值，作为初始的最恶劣场景，设初始迭次数 $k=1$ ，优化成本下界 $LB=-100$ ，上界 $UB=100$ ；
- 2) 根据最恶劣场景 u_k^* 求解主问题式(4-22)，获取相应参数 (x_k^*, w^*) ；
- 3) 将 x^* 代入子问题式(4-26)中，求解子问题，若子问题有解，获取相应参数 $(u_{k+1}^*, y_k^*, c^T y_k^*)$ ，跳转至 4)；若子问题无解，采用两阶段法处理，即通过松弛变量的引入使不可行的子问题变得可行，从而继续迭代。通常在功率平衡约束中加入松弛变量，求解如下的场景返回子问题：

$$\begin{cases} \max \min 1^T (s_+ + s_-) \\ s.t. \quad Ax + By \geq a \\ \quad Dy + Q_1 s_+ - Q_2 s_- = Eu, u \in U \\ \quad s_+ \geq 0 \\ \quad s_- \geq 0 \end{cases} \quad (4-30)$$

式中： s_+ 、 s_- 为松弛变量； Q_1 和 Q_2 松弛变量相应的矩阵系数，矩阵大小为 $n \times 1$ ， n 为等式约束数量。求解式(4-30)后，向主问题追加变量，并添加约束 $Dy_{k+1} = Eu_{k+1}^*$ ，令 $k=k+1$ ，跳转至 2)；

4) 更新问题上限 $UB = \min\{c^T y_k^*, UB\}$, 问题下限 $LB = \max\{w^*, LB\}$;

5) 给定算法收敛阈值 ε , 若 $UB - LB \leq \varepsilon$, 则停止迭代, 返回最优解, 否则追加变量以及相应约束:

$$\begin{cases} w \geq c^T y_{k+1} \\ Ax + By_{k+1} \geq a \\ Dy_{k+1} = Eu_l^* \end{cases} \quad (4-31)$$

令 $k = k + 1$, 跳转至 2) 直至算法收敛。TSRO 模型求解框架如所示。

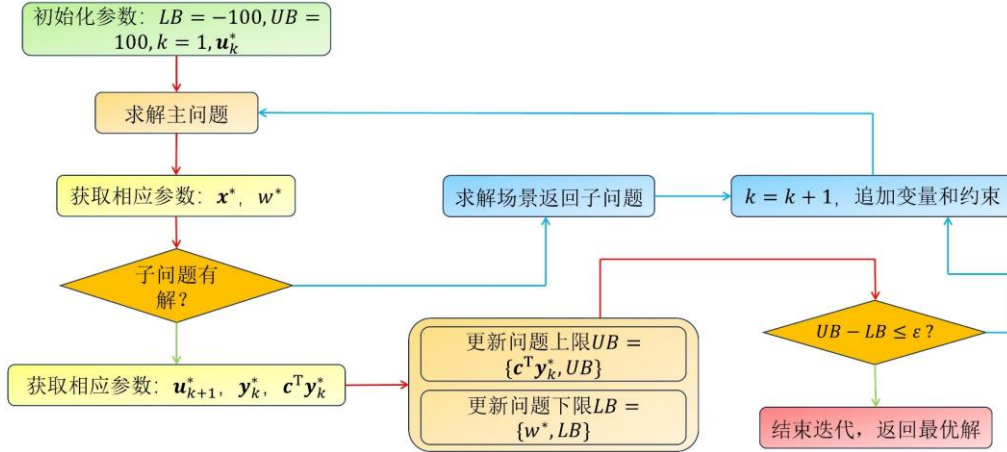


图 4-4 TSRO 模型求解框架图

4.5 算例分析

4.5.1 基础数据

以并网型户用微电网为研究对象, 本章主要验证所提的基于 IGDT 确定边界的 TSRO 调度模型的合理性和有效性。对于日前优化调度周期设置为 24h, 共分成 24 个优化调度时段, 每一优化调度时段为 1h。TSRO 模型中设置 Γ_{pv} 为 6, Γ_L 为 12, Γ_{ev} 为 1。

蓄电池参数、电动汽车参数以及日前交易电价与第 3 章所述一致, 联络线交互功率最大限制为 50kW。此外, 电动汽车早上 8:00 从家出发, 11:00 到家, 这段时间放电功率取 7kW 作为预测值, 取总偏差因子 β_c 为 0.15, 取偏差因子 β'_c 为 0.1。光伏出力、负荷和电动汽车出行放电功率的实际/预测情况分别如图 4-5、图 4-6 和图 4-7 所示。

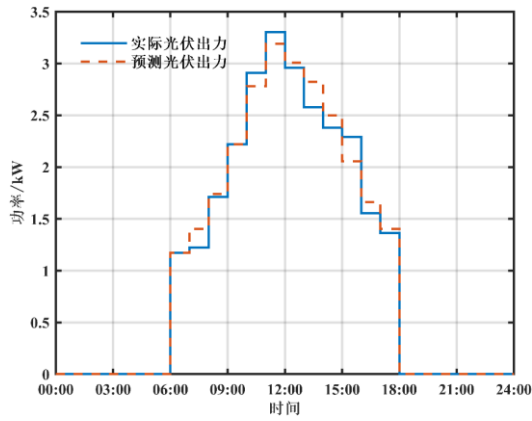


图 4-5 实际/预测光伏出力

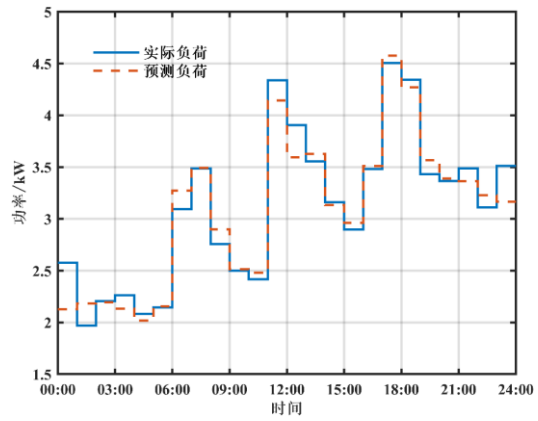


图 4-6 实际/预测负荷

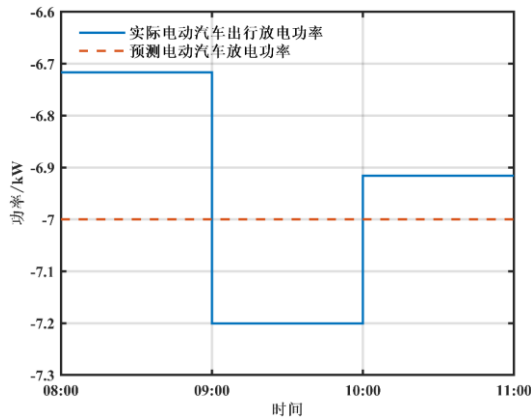


图 4-7 实际/预测电动汽车出行放电功率

此外，基于 IGDT 确定边界的 TSRO 模型中的 IGDT 优化模型中涉及了不确定变量各时段不确定度权重参数，求解模型前需要确定。本文采用不确定变量预测误差进行度量，具体做法如下所示。首先，假定光伏各时段预测误差服从正态分布 $(0.1, 0.025^2)$ ，对该分布采用蒙特卡洛模拟生成大量场景后；然后，通过同步回代削减法进行场景削减，对光伏预测误差取绝对值，再进行归一化；此时，光伏预测误差场景削减集如图 4-8 所示，并选择概率最大的样本作为光伏各时段不确定度权重，如图 4-9 所示。

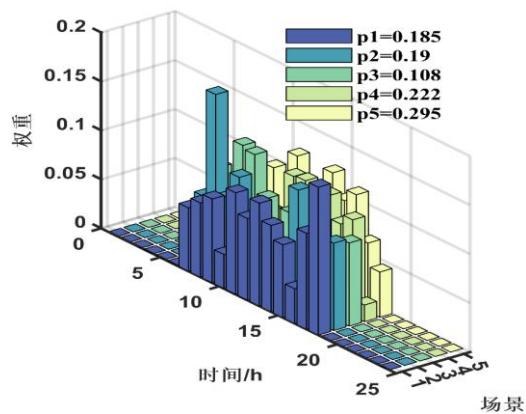


图 4-8 光伏预测误差场景削减集

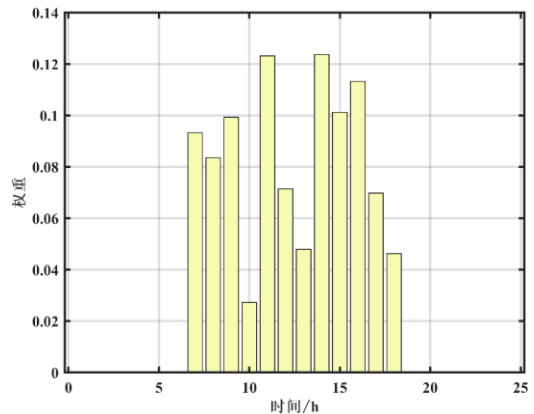


图 4-9 光伏各时段不确定度权重

类似地，假定负荷预测误差服从正态分布 $(0.2, 0.05^2)$ ，电动汽车出行放电功率预测误差均服从正态分布 $(0.5, 0.25^2)$ 。使用同样的方法处理，负荷预测误差场景削减集和负荷各时段不确定性权重分别如图 4-10 和图 4-11 所示；电动汽车出行放电功率预测误差场景削减集和电动汽车出行各时段不确定性权重分别如图 4-12 和图 4-13 所示。

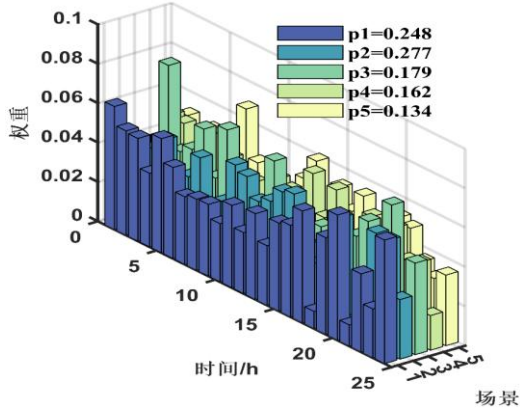


图 4-10 负荷预测误差场景削减集

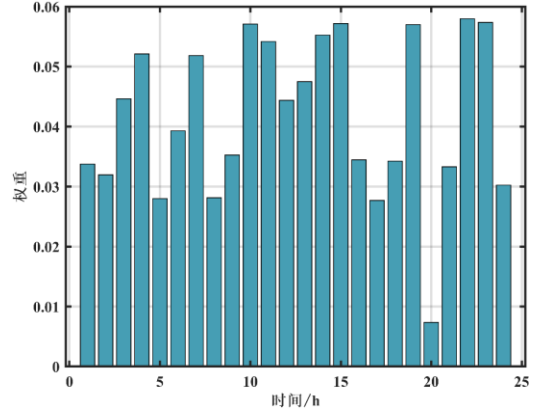


图 4-11 负荷各时段不确定性权重

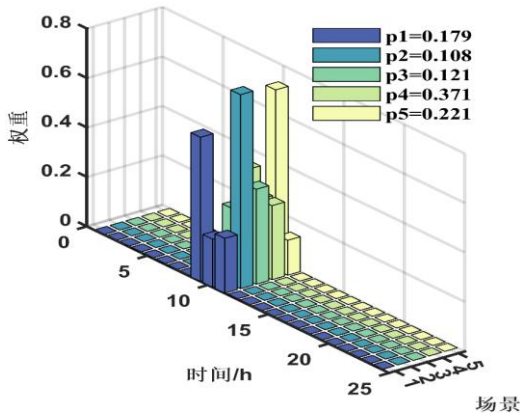


图 4-12 电动汽车出行放电功率

预测误差场景削减集

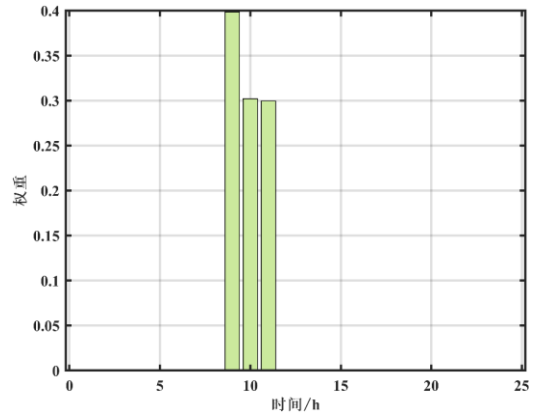


图 4-13 电动汽车出行各时段

不确定性权重

4.5.2 结果分析

本文通过 MATLAB2024a 仿真平台，利用 YALMIP 工具箱进行优化调度模型建模，并采用 GUROBI 求解器进行优化调度模型的求解。结果分析包含户用微电网优化调度方案、电动汽车调度边界条件、优化模型对比、C&CG 算法有效性测试和鲁棒验证 5 个方面内容。

(1) 户用微电网优化调度方案

考虑光伏出力、负荷和电动汽车出行不确定性，将图 4-5 和图 4-6 所示光伏

出力和负荷预测值代入熵权法中, 获得光伏总不确定度 α_{pv} 的权重 w_{pv} 和负荷总不确定度 α_L 的权重 w_L 分别为 0.4266 和 0.5734。然后, 将图 4-9、图 4-11 和图 4-13 所示的不确定变量各时段不确定度权重代入模型(4-27), 并利用分层序列法求解该模型。因此, 获得光伏和负荷总不确定度 α 为 1.8214, 电动汽车出行放电功率总不确定度 α_{ev} 为 0.26693。同时, 根据式(3-18)得到光伏总不确定度 α_{pv} 为 0.77692, 负荷不确定度 α_L 为 1.0444。

因此, 根据式(4-5)、(4-6)和(4-7)可以得到光伏出力、负荷以及电动汽车出行放电功率的波动区间示意图, 分别如图 4-14、图 4-15 和图 4-16 所示。表明光伏出力、负荷以及电动汽车出行放电功率在图内相应的黄色区域范围内任意波动时, 其实际用电费用都能保证不高于预设成本。

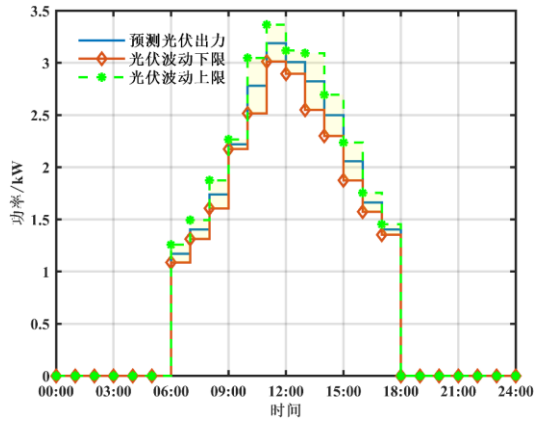


图 4-14 光伏出力波动区间

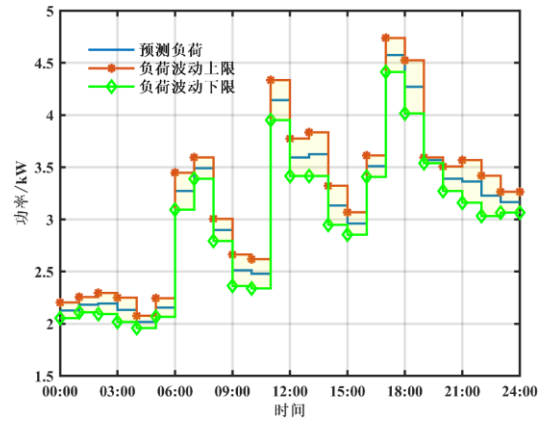


图 4-15 负荷波动区间

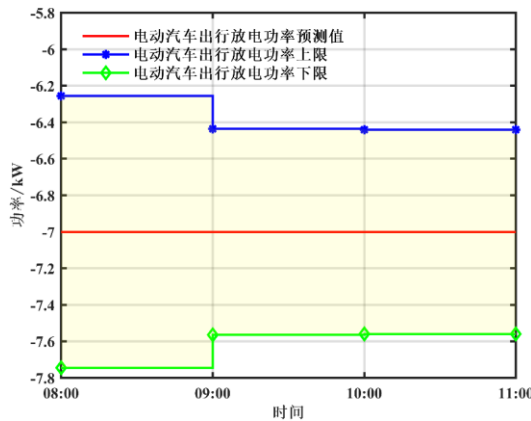


图 4-16 电动汽车出行放电功率波动区间

此外, 对波动区间示意图所示的边界代入 TSRO 模型。并采用 C&CG 对该

模型求解。此时，可得基于 IGDT 确定边界的 TSRO 模型的调度方案，分别如图 4-17、图 4-18 和图 4-19 所示。其中，图 4-17 为户用微电网购售电功率；图 4-18 为蓄电池充放电功率；图 4-19 为电动汽车充放电功率。注：功率的正负取值含义与前章所述一致。

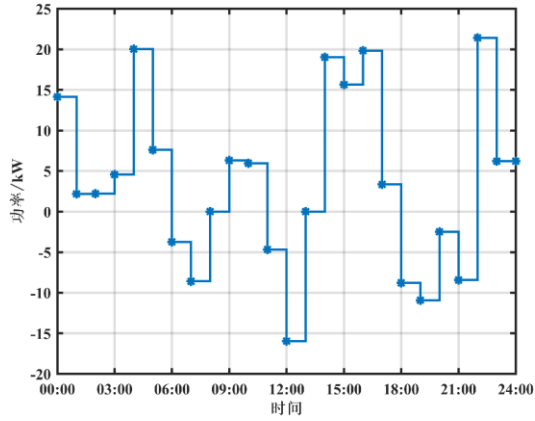


图 4-17 配电网购售电功率

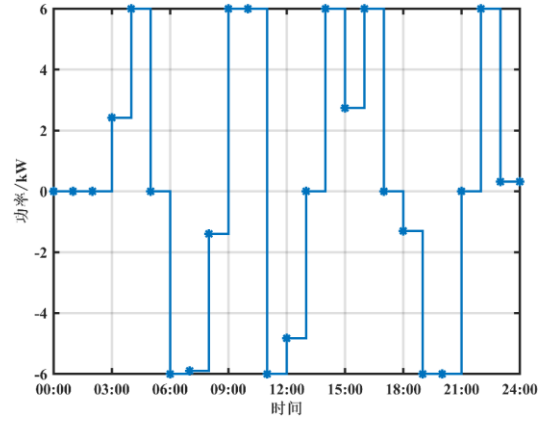


图 4-18 蓄电池充放电功率

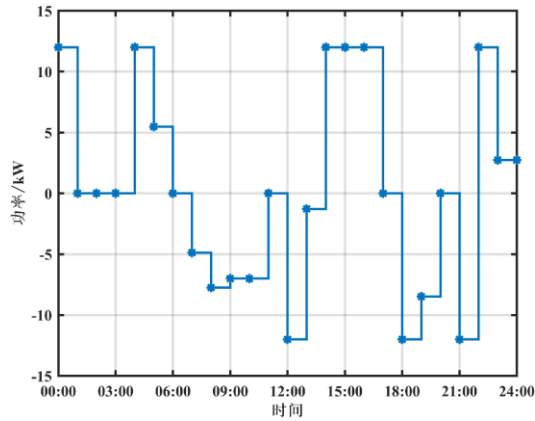


图 4-19 电动汽车充放电功率

在 00:00-6:00 以及 18:00-24:00，光伏输出功率为 0，户用微电网的负荷供给由蓄电池、电动汽车和配电网提供，其余时段，户用微电网的负荷供给由蓄电池、电动汽车、配电网和光伏提供。从图 4-17 可以看出，由于谷时段电价低，户用微电网向配电网买电，满足负荷、蓄电池充电和电动汽车充电的需求，峰时段电价高，户用微电网向配电网售电，实现用户成本的降低。此外，从图 4-18 和图 4-19 可以看出，在峰谷分时电价机制下，蓄电池和电动汽车在谷时段将电能存储起来，在峰时段将电能售出，实现削峰填谷。同时，电动汽车出行前进行充电，使其有足够的电量支撑出行放电导致的电量消耗。

(2) 电动汽车峰谷套利边界条件

电动汽车存在出行放电，故为探讨电动汽车峰谷套利边界条件，需要做出以下假设，将电动汽车出行放电的影响进行解耦：

1) 电动汽车不参与户用微电网运行时，出行产生的放电量完全依赖于电动汽车的初始荷电状态 $S_{\text{soc,ev}}(0)$ 是否足够大，故初始荷电状态 $S_{\text{soc,ev}}(0)$ 需满足：

$$S_{\text{soc,ev}}(0) - \sum_{t=t_D}^{t_A} \frac{P_{\text{ev}}^{\text{dis}}(t) \cdot \Delta t}{\eta_{\text{ev}} E_{\text{ev}}} \geq S_{\text{soc,ev}}^{\text{min}} \quad (4-32)$$

2) 电动汽车由于调度周期始末荷电状态相等，故当出行时，产生电量的消耗，必然会导致电动汽车荷电状态的下降，在与户用微电网连接时，又会进行充电。故将电动汽车调度周期始末荷电状态相等修改为：在与户用微电网连接时，电动汽车总的充放电量相等。即：

$$\eta_{\text{ev}} \sum_{t=1}^{t_D-1} P_{\text{ev}}^{\text{ch}} \Delta t + \eta_{\text{ev}} \sum_{t=t_A+1}^T P_{\text{ev}}^{\text{ch}} \Delta t - \frac{1}{\eta_{\text{ev}}} \sum_{t=1}^{t_D-1} P_{\text{ev}}^{\text{dis}} \Delta t - \frac{1}{\eta_{\text{ev}}} \sum_{t=t_A+1}^T P_{\text{ev}}^{\text{dis}} \Delta t = 0 \quad (4-33)$$

基于上述的假设，电动汽车峰谷套利边界条件为：电动汽车参与户用微电网运行引起的损耗成本小于电动汽车峰时段售电收益与谷时段购电成本的差值。其数学表达式如下：

$$\begin{aligned} & (\eta_{\text{ev}} \sum_{t=1}^{t_D-1} P_{\text{ev}}^{\text{ch}} \Delta t + \eta_{\text{ev}} \sum_{t=t_A+1}^T P_{\text{ev}}^{\text{ch}} \Delta t - \frac{1}{\eta_{\text{ev}}} \sum_{t=1}^{t_D-1} P_{\text{ev}}^{\text{dis}} \Delta t - \frac{1}{\eta_{\text{ev}}} \sum_{t=t_A+1}^T P_{\text{ev}}^{\text{dis}} \Delta t) K_{\text{ev}} < \\ & \lambda_f (\sum_{t=1}^{t_D-1} P_{\text{ev}}^{\text{dis}} \Delta t + \sum_{t=t_A+1}^T P_{\text{ev}}^{\text{dis}} \Delta t) - \lambda_g (\sum_{t=1}^{t_D-1} P_{\text{ev}}^{\text{ch}} \Delta t + \sum_{t=t_A+1}^T P_{\text{ev}}^{\text{ch}} \Delta t) \end{aligned} \quad (4-34)$$

式中，第一行表示电动汽车参与户用微电网运行引起的损耗成本；第二行表示电动汽车峰谷套利赚的差价，即峰时段售电收益与谷时段购电成本的差值； λ_f 表示谷时段电价； λ_g 表示峰时段电价。根据式(4-33)将式(4-34)简化为如下表达式：

$$K_{\text{ev}} < \frac{\eta_{\text{ev}} \lambda_f - \lambda_g / \eta_{\text{ev}}}{2} \quad (4-35)$$

式(4-35)表示为电动汽车的充放电成本 K_{ev} 、峰时段电价 λ_f 和谷时段电价 λ_g 构成的不等式关系，即电动汽车峰谷套利的简洁边界条件。以表 3-4 参数为例，当 K_{ev} 的取值落于图 4-20 所示平面下方时，电动汽车才能峰谷套利，为用户带

来更低成本。当 K_{ev} 的取值落于图 4-20 所示平面上方时，电动汽车由于无法为用户降低成本，故在户用微电网内不进行充放电。这同时也避免了电动汽车电池的损耗。

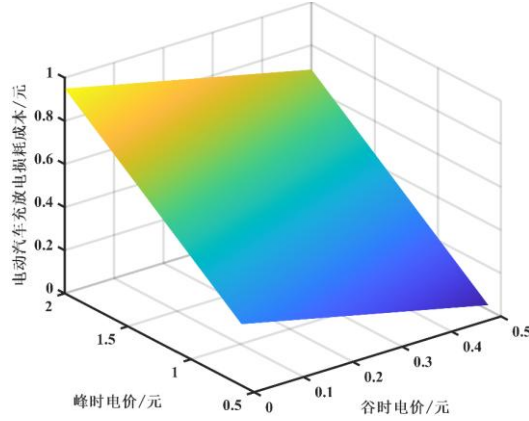


图 4-20 电动汽车峰谷套利边界条件

峰时段电价 λ_f 和谷时段电价 λ_g 取表 3-4 所示的参数，代入到式(4-35)可以得到电动汽车峰谷套利的边界条件为 K_{ev} 小于 $0.1456 \text{ ¥}/(\text{kW} \cdot \text{h})$ 。为验证此结论，定义电动汽车使用率这一概念，表示电动汽车与户用微电网连接时，电动汽车的充电总量或放电总量与电动汽车电池额定容量的比值，具体表达式如下：

$$\phi = (\eta_{ev} \cdot \sum_{t=1}^{t_D-1} P_{ev}^{ch}(t) \Delta t + \eta_{ev} \cdot \sum_{t=t_A+1}^T P_{ev}^{ch}(t) \Delta t) / E_{ev} \quad (4-36)$$

将图 4-5、图 4-6 和图 4-7 所示的光伏出力、负荷和电动汽车出行放电功率预测值代入式(4-12)，即代入确定性优化模型；按式(4-32)取电动汽车初始荷电状态最小值 0.6158，并将 $S_{soc,ev}(0) = S_{soc,ev}(T)$ 修改为式(4-33)，从而将电动汽车出行影响解耦。当 K_{ev} 变化时，电动汽车使用率如下图所示。

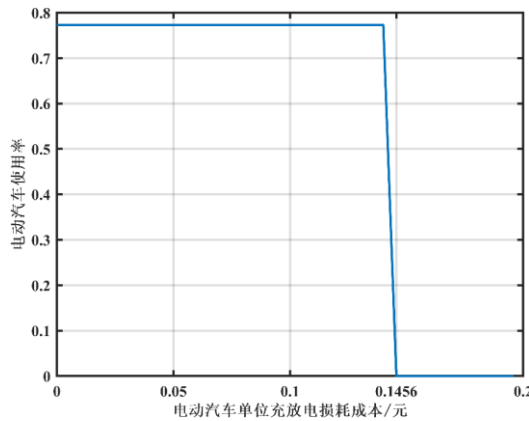


图 4-21 电动汽车使用率

从图 4-21 可以看出, 当 K_{ev} 大于等于 $0.1456 \text{ ¥}/(\text{kW} \cdot \text{h})$ 时, 电动汽车将不参与户用微电网运行。故在实际应用中, 若没有其他激励政策时, 用户要想通过电动汽车降低户用微电网运行成本, 则需要电动汽车的单位充放电成本符合电动汽车峰谷套利边界条件。

(3) 优化模型对比

从调度方案的保守性和性能两个方面, 对建立的确定性优化模型、考虑各时段不确定度差异性的 IGDT 鲁棒优化模型以及基于 IGDT 确定边界的 TSRO 模型进行对比。

本章所提的基于 IGDT 确定边界的 TSRO 模型可以对调度方案的保守性进行灵活的调节。为验证该结论, 设置 3 组鲁棒调节参数进行户用微电网日前运行成本对比, 具体结果如表 4-1 所示。同时加入确定性优化模型和考虑各时段差异性的 IGDT 模型相应结果做比较。

从表 4-1 可以看出, 鲁棒参数取最小值时, 基于 IGDT 确定边界的 TSRO 模型与确定性优化结果相同, 鲁棒参数取最大值时, 基于 IGDT 确定边界的 TSRO 模型结果与考虑各时段不确定度差异性的 IGDT 优化结果相同。

表 4-1 不同鲁棒参数下户用微电网优化运行成本

优化模型	日前运行成本/¥
确定性优化	24.29
$\Gamma_{pv} = 0, \Gamma_L = 0, \Gamma_{ev} = 0$	24.29
$\Gamma_{pv} = 6, \Gamma_L = 12, \Gamma_{ev} = 1$	26.60
$\Gamma_{pv} = 12, \Gamma_L = 24, \Gamma_{ev} = 3$	27.93
考虑各时段不确定度差异性的 IGDT 鲁棒优化	27.93

这是因为基于 IGDT 确定边界的 TSRO 模型的两个极端场景分别对应确定性优化场景和考虑各时段不确定度差异性的 IGDT 优化场景。同时, 鲁棒参数取值增大的过程中, 户用微电网的优化运行成本也在提高。这是因为鲁棒参数取值越大, 不确定变量场景越恶劣, 导致户用微电网的净购电量越大, 进而相应的运行成本也越大。户用微电网的净购电量如表 4-2 所示。

表 4-2 不同鲁棒参数下户用微电网的净购电量

鲁棒参数	净购电量/(kW·h)
$\Gamma_{pv} = 0, \Gamma_L = 0, \Gamma_{ev} = 0$	80.90
$\Gamma_{pv} = 6, \Gamma_L = 12, \Gamma_{ev} = 1$	84.88
$\Gamma_{pv} = 12, \Gamma_L = 24, \Gamma_{ev} = 3$	87.69

在表 4-1 中，确定性优化方法得到的调度成本最小，并不意味着确定性优化方法的调度方案比基于 IGDT 确定边界的 TSRO 方法以及考虑各时段不确定度差异性的 IGDT 优化方法更好，即确定性优化方法的性能不一定最佳。

因为预测误差会引起日前计划发用电量和第二天实际发用电量之间的不平衡，而这一不平衡需要户用微电网在实时市场中进行补偿。一般实时市场的购电/售电电价高于/低于日前市场，导致户用微电网最终的运行成本会有所增加^[79]。而基于 IGDT 确定边界的 TSRO 方法以及考虑各时段不确定度差异性的 IGDT 优化方法得到的调度方案具有鲁棒性，抵御预测误差带来的影响会更强，即抗实时市场电价波动风险能力更强。

为了验证此结论，本文将确定性优化方法、基于 IGDT 确定边界的 TSRO 方法和考虑各时段不确定度差异性的 IGDT 优化方法进行性能对比。假设实时市场的购电/售电电价为日前市场相应时段电价的 2.5/0.5 倍。以图 4-5、图 4-6 和图 4-7 所示的预测值与实际值的差作为参考预测误差。

光伏和负荷根据预测误差很容易计算对应的不平衡成本，但是电动汽车出行时并未连接户用微电网，其出行放电功率的预测误差导致的不平衡成本计算较为复杂。为方便分析，出行时段根据预测误差按照实时市场的购电/售电电价为日前市场相应时段电价的 2.5/0.5 倍计算对应的不平衡成本，从而保证实际到家时 SOC 与日前计划到家时 SOC 相等，此时，电动汽车与户用微电网连接时，其充放电与日前计划一致。

针对不同预测误差，确定性优化、基于 IGDT 确定边界的 TSRO（使用 IGDT-TSRO 简略表示）和考虑各时段不确定度差异性的 IGDT（使用 IGDT 简略表示）优化的日前运行成本和不平衡成本如图 4-22 所示。

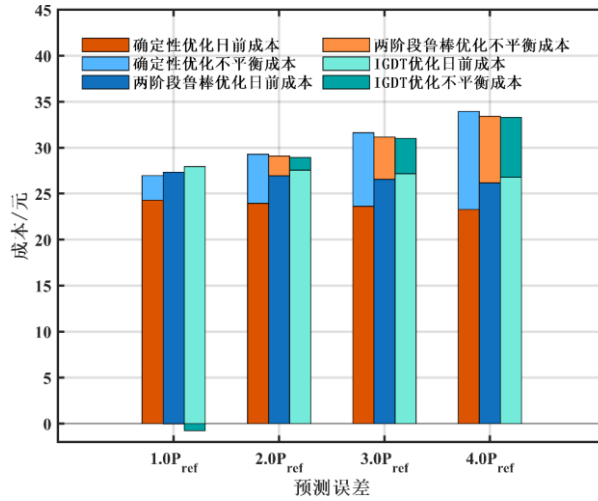


图 4-22 不同预测误差下优化方法性能对比

随着预测误差的增大，确定性优化、基于 IGDT 确定边界的 TSRO 和考虑各时段不确定度差异性的 IGDT 优化的日前成本在逐渐减小，说明光伏、负荷和电动汽车出行放电功率日前场景整体向乐观的场景前进，但光伏、负荷和电动汽车出行放电功率的实际值整体向悲观的场景前进，故确定性优化、基于 IGDT 确定边界的 TSRO 和考虑各时段不确定度差异性的 IGDT 优化的不平衡成本在逐渐增大。

此外，在场景 2、3、4 中，虽然确定性优化的日前成本最小，但是确定性优化的不平衡成本越来越大，导致确定性优化比另外两种优化方法的最终运行成本大，说明预测误差越大，基于 IGDT 确定边界的 TSRO 和考虑各时段不确定度差异性的 IGDT 优化考虑不确定性带来的效益也越来越大。只有场景 1 中预测误差不是那么大，基于 IGDT 确定边界的 TSRO 和考虑各时段不确定度差异性的 IGDT 优化由于保守性，才会使其最终运行成本比确定性优化高。

(3) C&CG 算法有效性测试

在 $[1, 8]$ 区间上依次选择 $1 + 0.01 * (N - 1)$ 场景作为光伏初始场景，表示光伏各时段功率均为 $1 + 0.01 * (N - 1)$ ，其中 N 为场景的顺序，取值为 $1, 2, \dots, 701$ 。负荷和电动汽车出行放电功率采用预测值作为初始场景，故共计 701 组初始场景。

明显，光伏初始场景的选择不符合常规而且也不在不确定集范围内，这样操作的目的是为了突出本章所使用的 C&CG 算法可以解决子问题无解这一特点，而且从下面的测试结果看，并未发生收敛不符合预估等不正常现象，故光伏初始场景的设置是可行的。

本文 TSRO 模型是找到最恶劣场景下的优化调度方案，故其费用与 IGDT 鲁棒模型费用一致时，则不确定变量取值一致。因此，当考虑各时段不确定度差异性的 IGDT 鲁棒优化产生运行成本为 27.9340，鲁棒调节参数均取最大值时，TSRO 目标函数也应收敛到该值。通过代入规定的测试场景后，根据是否触发子问题无解分成两类场景，一是未触发子问题无解类场景，二是触发子问题无解类场景，相应的问题收敛分别如图 4-23 和图 4-24 所示。

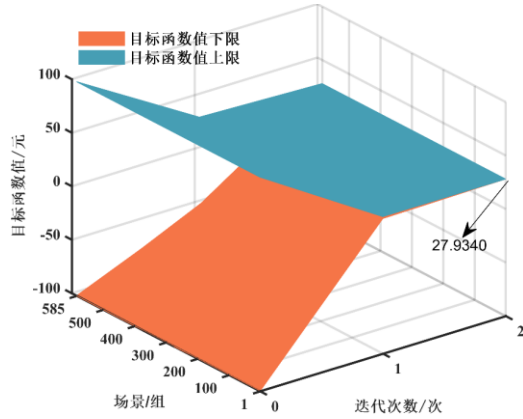


图 4-23 未触发子问题无解问题收敛图

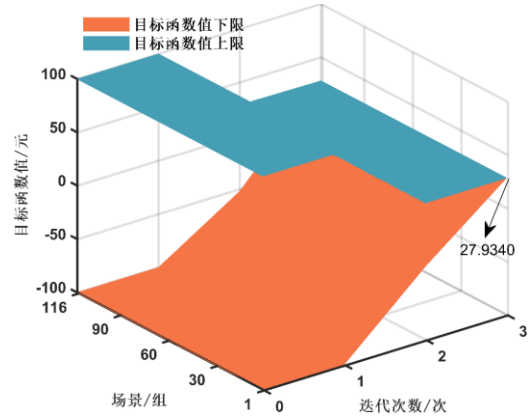


图 4-24 触发子问题无解问题收敛图

通过上图可知，子问题无解或有解，TSRO 目标均收敛到 27.9340，说明本章所提 C&CG 算法的有效性。此外，TSRO 的初始场景是要求在不确定集内，若不在，可能会发生收敛不符合预估效果，故上述的测试是非常积极的测试。

(5) 鲁棒性验证

在鲁棒优化理论中，鲁棒性是指不确定变量波动时，约束依然成立。但是，由于以下两个原因：

1) 本文根据鲁棒优化方案是不确定变量取最恶劣场景下的最优方案，故直接将不确定变量考虑在功率平衡约束中，并取最恶劣场景；

2) 简化了弃光等因素在模型中的体现：本文所建立的模型本身对光伏的消纳没有限制，故弃光等因素并没有在模型中体现。但是，鲁棒优化方案确定后，光伏等不确定性变量发生波动，必然导致弃光等现象的发生。

因此，在本文的模型中淹没了鲁棒性这一特征，可以通过下图所示的两个模型的转换，进行简单解释。

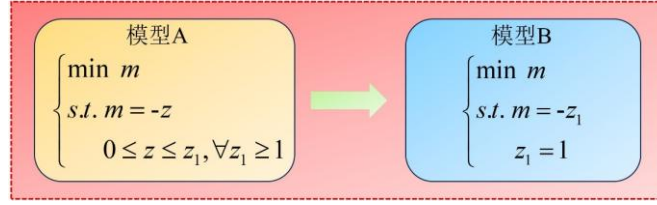


图 4-25 模型淹没鲁棒性特征分析

图中所示的模型 A 是一个鲁棒优化模型， $m = -z$ 可以看做功率平衡约束； z 表示考虑弃光的光伏出力，功率平衡其它量 m 表示； z_1 表示未考虑弃光的光伏出力，是不确定变量。模型 A 的优化结果为 z_1 取其最恶劣场景，即 $z_1 = 1$ 时，对应优化方案为 $m = -1, z = 1$ 。当 z_1 发生波动，约束依然成立，从而体现鲁棒性。根据鲁棒优化方案的定义，将模型 A 简化成模型 B，即直接将 z_1 放在功率平衡约束，并取最恶劣场景，模型 B 得到优化方案与模型 A 一致，但 z_1 发生波动，约束依然成立这一特点被模型淹没，即鲁棒性被模型淹没。

但是，鲁棒性产生的本质原因未改变：鲁棒优化方案是由于不确定参数取最恶劣场景而得到，故其方案具有鲁棒性。因此，验证不确定参数对应最恶劣场景，或者该场景下运行成本最大，即可进行鲁棒性验证。本文建立的基于 IGDT 确定边界的 TSRO 模型分为包含两个模型，优化结果都对应不确定变量取最恶劣场景，但是优化方法不同，故分别对这两个模型进行鲁棒性验证。

对于考虑各时段不确定度差异性的 IGDT 鲁棒优化模型，在式(4-5)、式(4-6)、式(4-7)所示的光伏、负荷和电动汽车出行放电功率区间，采用均匀分布的蒙特卡洛模拟，抽样次数均为 500 次，并一一对应组合形成 500 个场景，可以从图 4-26 看出对应场景下的成本均不大于 IGDT 鲁棒优化运行的成本，即不大于预设成本，从而验证考虑各时段不确定度差异性的 IGDT 鲁棒优化运行方案对光伏、负荷和电动汽车出行不确定性具有鲁棒性。

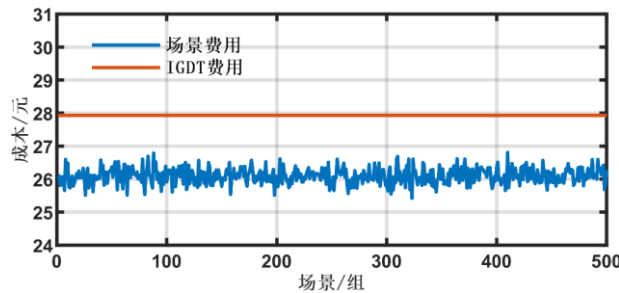


图 4-26 IGDT 模拟费用分布

对于 TSRO 模型，以 Γ_{pv} 为 6， Γ_L 为 12， Γ_{ev} 为 1 为例，表示光伏有 6 个时段取到最恶劣值，负荷有 12 个时段取到最恶劣值，电动汽车出行放电功率有 1 个时段取到最恶劣值。因此，在 $[1, 24]$ 采用离散的均匀分布，每次抽取 6 个不同整数，表示相应光伏时段取最恶劣值，模拟次数为 500 次；在 $[1, 24]$ 采用离散的均匀分布，每次抽取 12 个不同整数，表示相应负荷时段取最恶劣值，模拟次数为 500 次；在 $[9, 11]$ 采用离散的均匀分布，每次抽取 1 个整数，表示相应电动汽车出行时段取最恶劣值，模拟次数为 500 次。将这些场景一一对应组合，形成 500 个场景，场景测试结果如图 4-27 所示。

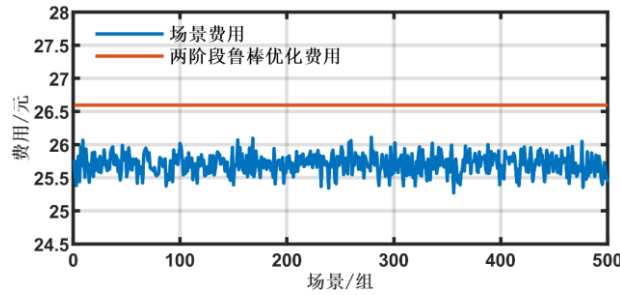


图 4-27 TSRO 模拟费用分布

可以看出对应场景下的成本均不大于 TSRO 模型费用。因此，TSRO 模型所得优化调度方案具有鲁棒性。

4.6 本章小结

本章首先对上章所提 IGDT 鲁棒优化方法具有不确定度相同的问题，提出了考虑各时段不确定度差异性 IGDT 鲁棒优化模型。该模型通过预测误差概率分布描述不确定变量各时段不确定度差异性。然后，对 IGDT 鲁棒优化方法得到的优化调度方案过于保守，提出基于 IGDT 确定边界的 TSRO 模型。该模型通过考虑各时段不确定度差异性 IGDT 鲁棒优化模型获得不确定变量边界，然后针对不确定变量边界具有差异性的 TSRO 模型使用带有子问题无解处理的 C&CG 算法进行求解，从而获得最终优化调度方案。最后，通过算例分析，说明本章所提方法的有效性。

第 5 章 基于模型预测控制的户用微电网日内滚动优化调度

5.1 引言

在前面的章节讲述的内容都是关于户用微电网日前优化调度内容，并针对户用微电网内的源荷不确定性，如光伏出力不确定性、负荷不确定性以及电动汽车出行不确定性，采用了 IGDT 优化方法和基于 IGDT 确定边界的 TSRO 方法进行不确定性的处理。

但是，由于预测误差的存在，日前计划仍需要通过日内滚动优化进行修正。同时，传统的日内滚动优化未考虑实际系统对优化控制过程的反馈校正，即该优化属于开环优化。而模型预测控制不仅具有反馈校正，而且能够处理复杂约束，故应用模型预测控制进行户用微电网日内滚动优化调度。

针对模型预测控制理论部分，结合机理状态空间模型进行讲解，为基于模型预测控制进行户用微电网日内滚动优化调度建模做基础。另外，户用微电网日前与日内优化调度需要协调，故对本文的户用微电网多时间尺度优化调度框架进行说明。基于上述研究内容，开展基于模型预测控制的户用微电网日内滚动优化调度模型的建模工作。最后，通过代入算例，进行该模型的仿真与分析。

5.2 模型预测控制理论基础

模型预测控制（Model Predictive Control, MPC）是一种被广泛应用于工业生产的最优化控制方法，具有基于模型的预测、滚动优化以及反馈控制等基本特点。此外，MPC 可以使目标输出跟踪期望输出的同时，可以处理等式和不等式约束。因此，将 MPC 应用于户用微电网的日内滚动优化调度，能很好地实现日前计划的跟踪或修正。

另外，MPC 的基本原理是：在每一个采样时刻，根据获得的当前测量信息，和对未来一段时间的预测信息，在线求解一个有限时域开环优化问题，并将得到的控制序列的第一个元素作用于系统，在下一采样时刻，利用新的测量信息和预测信息重复上述优化的过程。由原理可知，MPC 优化问题能动态跟踪输出，故有时将其称为动态优化问题。

上面简略的介绍了模型预测控制基本原理，为具体分析该原理，基于状态空间模型，并从预测方程、滚动优化以及反馈校正三个方面进行展开。

(1) 预测方程

首先，采用经典的增量形式定义离散状态空间模型，具体表达式如(5-1)和(5-2)。

$$\Delta \mathbf{x}(k+1) = \mathbf{A}\Delta \mathbf{x}(k) + \mathbf{B}_u \Delta \mathbf{u}(k) + \mathbf{B}_d \Delta \mathbf{d}(k) \quad (5-1)$$

$$\mathbf{y}_c(k) = \mathbf{C}_c \Delta \mathbf{x}(k) + \mathbf{y}_c(k-1) \quad (5-2)$$

式中， $\Delta \mathbf{x}(k)$ 是状态变量的增量； $\Delta \mathbf{u}(k)$ 是控制输入变量的增量； $\Delta \mathbf{d}(k)$ 是可测外部干扰变量的增量； $\mathbf{y}_c(k)$ 是被控输出变量。其中 $\Delta \mathbf{x}(k)$ 、 $\Delta \mathbf{u}(k)$ 和 $\Delta \mathbf{d}(k)$ 定义如下：

$$\Delta \mathbf{x}(k) = \mathbf{x}(k) - \mathbf{x}(k-1) \quad (5-3)$$

$$\Delta \mathbf{u}(k) = \mathbf{u}(k) - \mathbf{u}(k-1) \quad (5-4)$$

$$\Delta \mathbf{d}(k) = \mathbf{d}(k) - \mathbf{d}(k-1) \quad (5-5)$$

式中， $\mathbf{x}(k)$ 是状态变量； $\mathbf{u}(k)$ 是控制输入变量； $\mathbf{d}(k)$ 是可测外部干扰变量。

为推导模型系统预测方程，设定预测时长为 p ，控制时长为 m ，且 $m \leq p$ 。此外，控制时长 m 可能小于预测时长 p 。但是，预测系统未来动态需要整个预测时长的控制输入，故定义假设条件 A1)。

A1) 控制时长 p 之外，控制输入量 $\mathbf{u}(k)$ 不变，具体表达为式(5-6)。

$$\Delta \mathbf{u}(k+i) = \mathbf{0}, i = m, m+1, \dots, p-1 \quad (5-6)$$

此外，当前时刻 k 无法知道未来可测外部干扰 $\mathbf{d}(k)$ 取值，故定义假设条件 A2)。

A2) 可测外部干扰 $\mathbf{d}(k)$ 在时刻 k 之后取值不变，具体表达为式(5-7)。

$$\Delta \mathbf{d}(k+i) = \mathbf{0}, i = 1, 2, \dots, p-1 \quad (5-7)$$

根据当前测量时刻 k 的测量值 $\mathbf{x}(k)$ ，可以计算出状态变量增量 $\Delta \mathbf{x}(k)$ 。通过

$\Delta \mathbf{x}(k)$ 以及式(5-1)可以预测出 $k+1$ 到 $k+3$ 时刻的状态增量如下:

$$\Delta \mathbf{x}(k+1|k) = \mathbf{A}\Delta \mathbf{x}(k) + \mathbf{B}_u \Delta \mathbf{u}(k) + \mathbf{B}_d \Delta \mathbf{d}(k) \quad (5-8)$$

$$\Delta \mathbf{x}(k+2|k) = \mathbf{A}\Delta \mathbf{x}(k+1|k) + \mathbf{B}_u \Delta \mathbf{u}(k+1) + \mathbf{B}_d \Delta \mathbf{d}(k+1) \quad (5-9)$$

$$\Delta \mathbf{x}(k+3|k) = \mathbf{A}^2 \Delta \mathbf{x}(k) + \mathbf{A}\mathbf{B}_u \Delta \mathbf{u}(k+1) + \mathbf{A}\mathbf{B}_u \Delta \mathbf{u}(k+1) + \mathbf{A}^2 \mathbf{B}_d \Delta \mathbf{d}(k) \quad (5-10)$$

式中, $k+1|k$ 表示时刻 k 对时刻 $k+1$ 的预测。进一步地, 预测出 $k+m$ 到 $k+p$ 时刻的状态增量如式(5-11)。

$$\begin{aligned} \Delta \mathbf{x}(k+m|k) &= \mathbf{A}\Delta \mathbf{x}(k+m-1|k) + \mathbf{B}_u \Delta \mathbf{u}(k+m-1) + \mathbf{B}_d \Delta \mathbf{d}(k+m-1) \\ &= \mathbf{A}^m \Delta \mathbf{x}(k) + \mathbf{A}^{m-1} \mathbf{B}_u \Delta \mathbf{u}(k) + \mathbf{A}^{m-2} \mathbf{B}_u \Delta \mathbf{u}(k+1) \\ &\quad + \cdots + \mathbf{B}_u \Delta \mathbf{u}(k+m-1) + \mathbf{A}^{m-1} \mathbf{B}_d \Delta \mathbf{d}(k) \\ &\quad \vdots \\ \Delta \mathbf{x}(k+p|k) &= \mathbf{A}\Delta \mathbf{x}(k+p-1|k) + \mathbf{B}_u \Delta \mathbf{u}(k+p-1) + \mathbf{B}_d \Delta \mathbf{d}(k+p-1) \\ &= \mathbf{A}^p \Delta \mathbf{x}(k) + \mathbf{A}^{p-1} \mathbf{B}_u \Delta \mathbf{u}(k) + \mathbf{A}^{p-2} \mathbf{B}_u \Delta \mathbf{u}(k+1) \\ &\quad + \cdots + \mathbf{A}^{p-m} \mathbf{B}_u \Delta \mathbf{u}(k+p-m) + \mathbf{A}^{p-1} \mathbf{B}_d \Delta \mathbf{d}(k) \end{aligned} \quad (5-11)$$

因此, 根据式(5-2)可以预测得到 $k+1$ 到 $k+p$ 时刻的被控输出, 如式(5-12)。

$$\begin{aligned} \mathbf{y}_c(k+1|k) &= \mathbf{C}_c \Delta \mathbf{x}(k+1|k) + \mathbf{y}_c(k) \\ &= \mathbf{C}_c \mathbf{A} \Delta \mathbf{x}(k) + \mathbf{C}_c \mathbf{B}_u \Delta \mathbf{u}(k) + \mathbf{C}_c \mathbf{B}_d \Delta \mathbf{d}(k) + \mathbf{y}_c(k) \\ &\quad \vdots \\ \mathbf{y}_c(k+p|k) &= \mathbf{C}_c \Delta \mathbf{x}(k+p|k) + \mathbf{y}_c(k+p-1|k) \\ &= \sum_{i=1}^p \mathbf{C}_c \mathbf{A}^i \Delta \mathbf{x}(k) + \sum_{i=1}^p \mathbf{C}_c \mathbf{A}^{i-1} \mathbf{B}_u \Delta \mathbf{u}(k) + \sum_{i=1}^{p-1} \mathbf{C}_c \mathbf{A}^{i-1} \mathbf{B}_u \Delta \mathbf{u}(k+1) \\ &\quad + \cdots + \sum_{i=1}^{p-m+1} \mathbf{C}_c \mathbf{A}^{i-1} \mathbf{B}_u \Delta \mathbf{u}(k+m-1) + \sum_{i=1}^p \mathbf{C}_c \mathbf{A}^{i-1} \mathbf{B}_d \Delta \mathbf{d}(k) + \mathbf{y}_c(k) \end{aligned} \quad (5-12)$$

最后, 为整理预测方程, 定义 p 步预测输出向量和 m 步输入向量分别如式(5-13)和式(5-14)。

$$\mathbf{Y}_p(k+1|k) \triangleq \begin{bmatrix} \mathbf{y}_c(k+1|k) \\ \mathbf{y}_c(k+2|k) \\ \vdots \\ \mathbf{y}_c(k+p|k) \end{bmatrix}_{p \times 1} \quad (5-13)$$

$$\Delta U(k) \triangleq \begin{bmatrix} \Delta u(k) \\ \Delta u(k+1) \\ \vdots \\ \Delta u(k+m-1) \end{bmatrix}_{m \times 1} \quad (5-14)$$

进而，推出系统未来 p 步的输出预测方程如式(5-15)。

$$Y_p(k+1|k) = S_x \Delta x(k) + H y_c(k) + S_d \Delta d(k) + S_u \Delta U(k) \quad (5-15)$$

其中， S_x 、 H 、 S_d 以及 S_u 的具体表达式如下：

$$\begin{aligned} S_x &= \begin{bmatrix} C_c A \\ \sum_{i=1}^2 C_c A^i \\ \vdots \\ \sum_{i=1}^p C_c A^i \end{bmatrix}_{p \times 1}, \quad H = \begin{bmatrix} I_{n_c \times n_c} \\ I_{n_c \times n_c} \\ \vdots \\ I_{n_c \times n_c} \end{bmatrix}_{p \times 1}, \quad S_d = \begin{bmatrix} C_c B_d \\ \sum_{i=1}^2 C_c A^{i-1} B_d \\ \vdots \\ \sum_{i=1}^p C_c A^{i-1} B_d \end{bmatrix}_{p \times 1} \\ S_u &= \begin{bmatrix} C_c B_u & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ \sum_{i=1}^2 C_c A^{i-1} B_u & C_c B_u & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sum_{i=1}^m C_c A^{i-1} B_u & \sum_{i=1}^{m-1} C_c A^{i-1} B_u & \cdots & \cdots & C_c B_u \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sum_{i=1}^p C_c A^{i-1} B_u & \sum_{i=1}^{p-1} C_c A^{i-1} B_u & \cdots & \cdots & \sum_{i=1}^{p-m+1} C_c A^{i-1} B_u \end{bmatrix}_{p \times m} \end{aligned} \quad (5-16)$$

(2) 滚动优化

在每一个采样时刻通过求解开环优化问题得到控制变量，且采用时间向前滚动的有限时域优化策略，即优化过程不是一次性完成，而是反复在线进行。此外，该开环优化问题目标函数通常是预测与期望的差值平方，通过滚动优化，该目标函数会利用未来的不确定性信息最小化，进而对不确定性造成的影响进行弥补。

通常，该目标函数可以简单定义为式(5-17)，可以保证被控输出与期望的参考值接近。

$$J = \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^{n_c} \left(\Gamma_{y_j} (y_{c_j}(k+i|k) - r_j(k+i)) \right)^2 \quad (5-17)$$

式中, Γ_{y_j} 是第 j 个预测被控输出 y_{c_j} 误差的加权因子, 该因子值越大, 则更希望被控输出 y_{c_j} 越接近期望参考输入 $r_j(k+i)$ 。

此外, 整个预测时长的加权因子可以不一致, 故式(5-17)可以改写为式(5-18)。

$$\begin{aligned} J &= \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^{n_c} \left(\Gamma_{y_{j,i}} (y_{c_j}(k+i|k) - r_j(k+i)) \right)^2 \\ &= \sum_{i=1}^p \left\| \boldsymbol{\Gamma}_{y,i} (\mathbf{y}_c(k+i|k) - \mathbf{r}(k+i)) \right\|^2 \end{aligned} \quad (5-18)$$

式中, $\Gamma_{y_{j,i}}$ 表示预测时刻 i 对预测被控输出 y_{c_j} 误差的加权因子; 此外, $\boldsymbol{\Gamma}_{y,i}$ 定义为式(5-19)。

$$\boldsymbol{\Gamma}_{y,i} \triangleq \text{diag}(\Gamma_{y_{1,i}}, \Gamma_{y_{2,i}}, \dots, \Gamma_{y_{n_c,i}}) \quad (5-19)$$

一般地, 控制输入增量 $\Delta \mathbf{u}(k)$ 也不要太大, 故目标函数采用式(5-20)。

$$J = \sum_{i=1}^p \left\| \boldsymbol{\Gamma}_{y,i} (\mathbf{y}_c(k+i|k) - \mathbf{r}(k+i)) \right\|^2 + \sum_{i=1}^m \left\| \boldsymbol{\Gamma}_{u,i} \Delta \mathbf{u}(k+i-1) \right\|^2 \quad (5-20)$$

式中, $\boldsymbol{\Gamma}_{u,i}$ 类似 $\boldsymbol{\Gamma}_{y,i}$ 定义, 具体表达式为(5-21)。

$$\boldsymbol{\Gamma}_{u,i} \triangleq \text{diag}(\Gamma_{u_{1,i}}, \Gamma_{u_{2,i}}, \dots, \Gamma_{u_{n_u,i}}) \quad (5-21)$$

式中, $\Gamma_{u_{j,i}}$ 表示预测时刻 i 对控制增量 Δu_j 的加权因子。该因子值越大, 则希望控制增量 Δu_j 越小。

因此, 滚动优化中求解的开环优化问题可以定义为式(5-22)。

$$\begin{cases} \min_{\Delta \mathbf{U}_k} J(\mathbf{x}(k), \Delta \mathbf{U}(k), m, p) \\ \Delta \mathbf{x}(k+i+1|k) = \mathbf{A} \Delta \mathbf{x}(k+i|k) + \mathbf{B}_u \Delta \mathbf{u}(k+i) + \mathbf{B}_d \Delta \mathbf{d}(k+i) \\ \mathbf{y}_c(k+i|k) = \mathbf{C}_c \Delta \mathbf{x}(k+i|k) + \mathbf{y}_c(k+i-1|k) \\ \Delta \mathbf{x}(k|k) = \Delta \mathbf{x}(k) \end{cases} \quad (5-22)$$

(3) 反馈校正

通过滚动优化求解开环优化问题会得到一系列控制变量增量, 将第一个控制增量作用于系统, 得到新的测量值做为初始条件, 进而在下一个时刻重新求解开环优化问题。该控制增量利用了参考输入、可测干扰以及状态变量信息,

故模型预测控制具有反馈校正功能。

5.3 户用微电网多时间尺度优化调度框架

由于户用微电网日内光伏以及负荷等波动，进而导致日前计划需要修正。此外，预测误差具有随时间尺度而降低的特点。因此，本文开展了户用微电网多时间尺度优化调度研究，具体包括户用微电网日前优化调度和日内滚动优化调度两方面内容。

（1）日前优化调度

一般地，户用微电网日前优化调度常以经济性为目标，即用户费用最小化为目标。此外，采用 1 小时的时间尺度，利用光伏、负荷等预测值以及日前电价进行日前优化调度，从而得到日前优化调度方案。本文对于户用微电网日前调度进行不确定性方面的处理，如利用 IGDT 鲁棒优化方法等。但是，为方便进行户用微电网多时间尺度优化调度的研究，对于户用微电网多时间尺度优化调度中日前调度采用第 2 章所提的确定性优化调度，进而得到户用微电网日前调度方案。

（2）日内滚动优化调度

对于日内滚动优化调度，将采用上节所提的模型预测控制进行数学建模，进而得到日内修正计划。此外，日内滚动优化调度将采用 5min 的时间尺度，即通过超短期优化调度抑制户用微电网的源荷波动带来的影响。

通常，日前优化调度与日内滚动优化调度不仅优化时间尺度不同，而且优化目标函数不同，故二者需要互相进行协调。一般地，将日前计划的蓄电池充放电状态以及联络线功率传递给日内滚动优化，而日内滚动优化对联络线功率进行修正。因此，本文采用的户用微电网多时间尺度优化调度框架如图 5-1 所示。

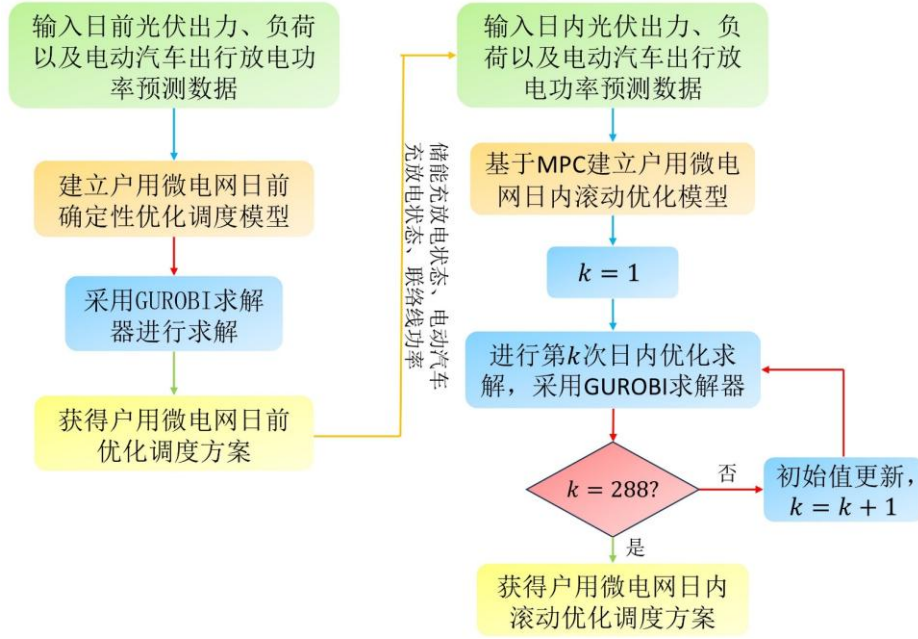


图 5-1 户用微电网多时间尺度优化框架图

5.4 基于 MPC 的日内滚动优化调度模型

在 5.2 模型预测控制理论基础中以一个无约束状态空间模型为例做的模型控制。但是，基于 MPC 的日内滚动优化模型是包含大量复杂约束的。此外，模型预测控制的矩阵推导复杂，这会导致代码编写困难；并且推导过程中可能会导致误差积累，进而模型无解。最重要的是，矩阵形式对约束处理不够灵活。因此，本文借助于模型预测控制原理的本质是滚动优化，建立了一个更加直观的 MPC 日内滚动优化模型。

首先，建立基于 MPC 的日内滚动优化模型需要选择合适的状态变量、控制输入量、可测量外部干扰量、被控输出变量以及约束输出变量。

本文根据户用微电网组成部分模型，选择蓄电池充电功率 $P_b^{\text{ch}}(k)$ 、蓄电池放电功率 $P_b^{\text{dis}}(k)$ 、蓄电池荷电状态 $S_{\text{soc},b}(k)$ 、电动汽车充电功率 $P_{\text{ev}}^{\text{ch}}(k)$ 、电动汽车放电功率 $P_{\text{ev}}^{\text{dis}}(k)$ 、电动汽车荷电状态 $S_{\text{soc},\text{ev}}(k)$ 以及联络线功率作为状态变量。

此外，蓄电池和电动汽车可以起到调节作用，使日内联络线功率尽可能与日前计划中联络线功率接近。故以蓄电池充电增量 $\Delta P_b^{\text{ch}}(k)$ 、蓄电池放电增量 $\Delta P_b^{\text{dis}}(k)$ 、电动汽车充电增量 $\Delta P_{\text{ev}}^{\text{ch}}(k)$ 以及电动汽车放电增量 $\Delta P_{\text{ev}}^{\text{dis}}(k)$ 作为控制

输入量。

对于负荷增量 $\Delta P_L(k)$ 和光伏增量 $\Delta P_{pv}(k)$ 作为可测量外部干扰量。由于预测误差主要引起联络线功率波动，故以联络线功率 $P_{\text{grid}}(k)$ 作为被控输出变量。而优化调度过程中，状态变量都要参与约束，故约束输出变量与状态变量一致。

其次，户用微电网日内优化调度主要是修正户用微电网内源荷波动引起的日前出力计划中联络线功率偏差，进而使户用微电网运行稳定。因此，户用微电网的日内滚动修正方案尽量使联络线功率 $P_b^{\text{dis}}(k)$ 与日前优化调度出力计划值基本保持一致。此外，蓄电池充放电调节以及电动汽车调节太大会影响电池寿命。故基于这两点设置目标函数为式(5-23)。

$$\begin{aligned} \min J = & \sum_{i=1}^N (P_{\text{grid}}(k+i|k) - \tilde{P}_{\text{grid}}(k+i))^2 + \\ & \sum_{i=1}^m (\Delta P_b^{\text{ch}}(k+i-1|k))^2 + \sum_{i=1}^m (\Delta P_b^{\text{dis}}(k+i-1|k))^2 \\ & \sum_{i=1}^m (\Delta P_{\text{ev}}^{\text{ch}}(k+i-1|k))^2 + \sum_{i=1}^m (\Delta P_{\text{ev}}^{\text{dis}}(k+i-1|k))^2 \end{aligned} \quad (5-23)$$

式中， $k+i|k$ 表示当前时刻 k 对 $k+i$ 时刻的预测值。故 $P_{\text{grid}}(k+i|k)$ 表示当前时刻 k 对 $k+i$ 时刻的联络线功率预测值； $\tilde{P}_{\text{grid}}(k+i)$ 表示 $k+i$ 时刻的联络线功率期望值，取决于日前计划； $\Delta P_b^{\text{ch}}(k+i-1|k)$ 表示当前时刻 k 对 $k+i$ 时刻的蓄电池充电增量预测值； $\Delta P_b^{\text{dis}}(k+i-1|k)$ 表示当前时刻 k 对 $k+i$ 时刻的蓄电池放电增量预测值； $\Delta P_{\text{ev}}^{\text{ch}}(k+i-1|k)$ 表示当前时刻 k 对 $k+i$ 时刻的电动汽车充电增量预测值； $\Delta P_{\text{ev}}^{\text{dis}}(k+i-1|k)$ 表示当前时刻 k 对 $k+i$ 时刻的电动汽车放电增量预测值； N 表示预测时长； m 表示控制时长。

对于约束条件与户用微电网日前确定性优化调度模型类似。对于蓄电池，首先其出力需要保证在一定范围内，如式(5-24)所示；其次，为避免过充过放，其荷电状态要进行限制，如式(5-25)所示。

$$\begin{aligned} 0 \leq P_b^{\text{ch}}(k+i|k) & \leq P_b^{\text{max}} U_{\text{s,b}}(k+i), \quad \forall i=1, 2, \dots, N \\ 0 \leq P_b^{\text{dis}}(k+i|k) & \leq P_b^{\text{max}} (1 - U_{\text{s,b}}(k+i)), \quad \forall i=1, 2, \dots, N \end{aligned} \quad (5-24)$$

$$S_{\text{soc,b}}^{\min} \leq S_{\text{soc,b}}(k+i|k) \leq S_{\text{soc,b}}^{\max}, \quad \forall i=1, 2, \dots, N \quad (5-25)$$

式中, $P_b^{\text{ch}}(k+i|k)$ 表示当前时刻 k 对 $k+i$ 时刻的蓄电池充电功率预测值;

$P_b^{\text{dis}}(k+i|k)$ 表示当前时刻 k 对 $k+i$ 时刻的蓄电池放电功率预测值;

$S_{\text{soc},b}(k+i|k)$ 表示当前时刻 k 对 $k+i$ 时刻的蓄电池荷电状态预测值。

对于电动汽车, 首先也要满足式(5-24)以及式(5-25)类似约束, 具体如式(5-26)。此外, 电动汽车需要满足出行约束, 具体如式(5-27)。

$$\begin{aligned} 0 \leq P_{\text{ev}}^{\text{ch}}(k+i|k) &\leq P_{\text{ev}}^{\text{max}} U_{\text{s,ev}}(k+i), \quad \forall i=1, 2, \dots, N \\ 0 \leq P_{\text{ev}}^{\text{dis}}(k+i|k) &\leq P_{\text{ev}}^{\text{max}} (1-U_{\text{s,ev}}(k+i)), \quad \forall i=1, 2, \dots, N \\ S_{\text{soc,ev}}^{\text{min}} &\leq S_{\text{soc,ev}}(k+i|k) \leq S_{\text{soc,ev}}^{\text{max}}, \quad \forall i=1, 2, \dots, N \end{aligned} \quad (5-26)$$

$$\begin{aligned} P_{\text{ev}}^{\text{ch}}(i) &= 0, \quad \forall i=t_D+1, \dots, t_A+1 \\ P_{\text{ev}}^{\text{dis}}(i) &= P_{\text{cev}}(i), \quad \forall i=t_D+1, \dots, t_A+1 \\ -P_{\text{grid}}^{\text{max}} &\leq P_{\text{grid}}(k+i|k) \leq P_{\text{grid}}^{\text{max}}, \quad \forall i=1, 2, \dots, N \end{aligned} \quad (5-27)$$

$P_{\text{ev}}^{\text{ch}}(k+i|k)$ 表示当前时刻 k 对 $k+i$ 时刻的电动汽车充电功率预测值;

$P_{\text{ev}}^{\text{dis}}(k+i|k)$ 表示当前时刻 k 对 $k+i$ 时刻的电动汽车放电功率预测值;

$S_{\text{soc,ev}}(k+i|k)$ 表示当前时刻 k 对 $k+i$ 时刻的电动汽车荷电状态预测值。

同时, 蓄电池荷电状态相邻时刻以及电动汽车荷电状态相邻时刻需要满足式(5-28)和(5-29)所示关系。

$$\begin{aligned} S_{\text{soc},b}(k+i|k) &= S_{\text{soc},b}(k+i-1|k) + \eta_b \frac{\Delta t}{E_b} P_b^{\text{ch}}(k+i-1|k) - \\ &\quad \frac{\Delta t}{\eta_b E_b} P_b^{\text{dis}}(k+i-1|k) + \eta_b \frac{\Delta t}{E_b} \Delta P_b^{\text{ch}}(k+i-1|k) - \\ &\quad \frac{\Delta t}{\eta_b E_b} \Delta P_b^{\text{dis}}(k+i-1|k), \quad \forall i=1, 2, \dots, N \end{aligned} \quad (5-28)$$

$$\begin{aligned} S_{\text{soc,ev}}(k+i|k) &= S_{\text{soc,ev}}(k+i-1|k) + \eta_{\text{ev}} \frac{\Delta t}{E_{\text{ev}}} P_{\text{ev}}^{\text{ch}}(k+i-1|k) - \\ &\quad \frac{\Delta t}{\eta_{\text{ev}} E_{\text{ev}}} P_{\text{ev}}^{\text{dis}}(k+i-1|k) + \eta_{\text{ev}} \frac{\Delta t}{E_{\text{ev}}} \Delta P_{\text{ev}}^{\text{ch}}(k+i-1|k) - \\ &\quad \frac{\Delta t}{\eta_{\text{ev}} E_{\text{ev}}} \Delta P_{\text{ev}}^{\text{dis}}(k+i-1|k), \quad \forall i=1, 2, \dots, N \end{aligned} \quad (5-29)$$

并且, 户用微电网与配电网功率交互要保持平衡, 故要满足式(5-30)。此外, 由于应用模型预测控制引入状态变量、控制输入变量等概念, 故需满足式(5-31)。

$$\begin{aligned}
 P_{\text{grid}}(k+i|k) = & P_{\text{b}}^{\text{ch}}(k+i|k) - P_{\text{b}}^{\text{dis}}(k+i|k) + \delta_{\text{ev}}(k+i|k)P_{\text{ev}}^{\text{ch}}(k+i|k) - \\
 & \delta_{\text{ev}}(k+i|k)P_{\text{ev}}^{\text{dis}}(k+i|k) + P_{\text{L}}(k+i|k) - \\
 & P_{\text{pv}}(k+i|k), \quad \forall i=1,2,\dots,N
 \end{aligned} \tag{5-30}$$

$$\begin{aligned}
 P_{\text{b}}^{\text{ch}}(k+i|k) = & P_{\text{b}}^{\text{ch}}(k+i-1|k) + \Delta P_{\text{b}}^{\text{ch}}(k+i-1|k), \quad \forall i=1,2,\dots,N \\
 P_{\text{b}}^{\text{dis}}(k+i|k) = & P_{\text{b}}^{\text{dis}}(k+i-1|k) + \Delta P_{\text{b}}^{\text{dis}}(k+i-1|k), \quad \forall i=1,2,\dots,N \\
 P_{\text{ev}}^{\text{ch}}(k+i|k) = & P_{\text{ev}}^{\text{ch}}(k+i-1|k) + \Delta P_{\text{ev}}^{\text{ch}}(k+i-1|k), \quad \forall i=1,2,\dots,N \\
 P_{\text{ev}}^{\text{dis}}(k+i|k) = & P_{\text{ev}}^{\text{dis}}(k+i-1|k) + \Delta P_{\text{ev}}^{\text{dis}}(k+i-1|k), \quad \forall i=1,2,\dots,N
 \end{aligned} \tag{5-31}$$

最后，应设置对于超过控制时长 m 的控制输入量为 0，即式(5-32)。

$$\begin{aligned}
 \Delta P_{\text{b}}^{\text{ch}}(k+i|k) = & 0, \quad \forall i=m, m+1, \dots, N \\
 \Delta P_{\text{b}}^{\text{dis}}(k+i|k) = & 0, \quad \forall i=m, m+1, \dots, N \\
 \Delta P_{\text{ev}}^{\text{ch}}(k+i|k) = & 0, \quad \forall i=m, m+1, \dots, N \\
 \Delta P_{\text{ev}}^{\text{dis}}(k+i|k) = & 0, \quad \forall i=m, m+1, \dots, N
 \end{aligned} \tag{5-32}$$

上述的目标函数与约束条件构成的模型建立后，在每次滚动优化中都需要求解。此外，应注意每次求解完成后，需要进行初始值更新，即进行反馈校正。具体操作如下。首先，求解完成后，将控制输入量的第一个值作用于系统，得到时刻 k 对 $k+1$ 时刻的预测值或者说当前时刻的实际值，为实现反馈校正，将其作为新一轮滚动优化的初始值。具体表达式如式(5-33)。

$$P(k+1) = P(k+1|k) \tag{5-33}$$

式中， P 指示所有约束输出变量。

5.5 算例分析

5.5.1 基础数据

以并网型户用微电网为研究对象，本章主要进行基于 MPC 的户用微电网日内滚动优化调度仿真。对于日前优化调度周期设置为 24h，共分成 24 个优化调度时段，每一优化调度时段为 1h；对于日内，设置预测时长和控制时长为 1h，滚动优化调度执行周期为 5min，共计 288 次滚动优化调度。

此外，蓄电池参数、电动汽车参数以及日前日内交易电价与第 3 章所述一致；联络线交互功率最大限制为 50kW；电动汽车早上 8:00 从家出发，11:00

到家。日前光伏出力、负荷和电动汽车出行放电功率的预测值情况分别如图 4-5、图 4-6 和图 4-7 所示。日内光伏出力、负荷和电动汽车出行放电功率的超短期预测值分别如图 5-2、图 5-3 以及图 5-4 所示。

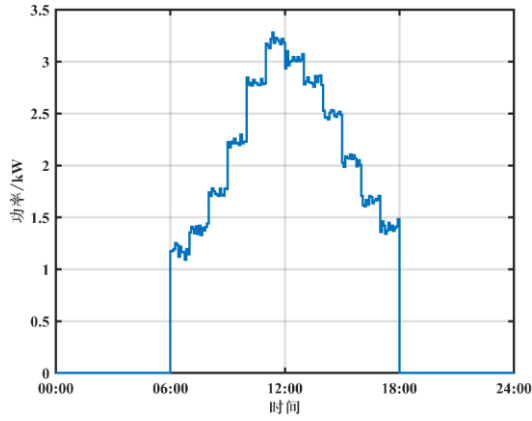


图 5-2 日内光伏预测值

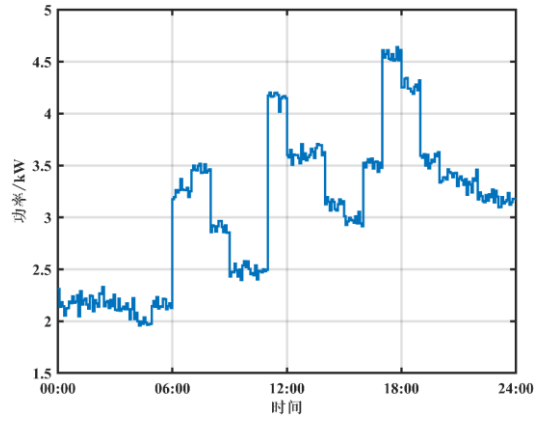


图 5-3 日内负荷预测值

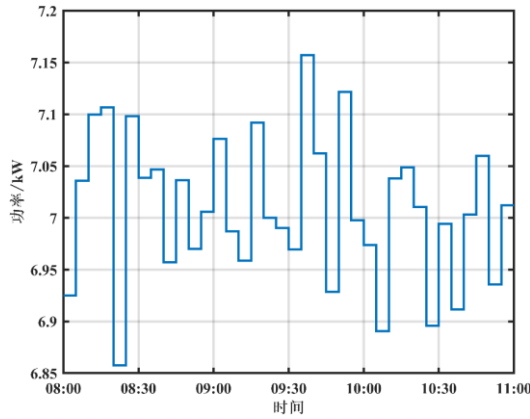


图 5-4 日内电动汽车出行功率预测值

5.5.2 结果分析

本文通过 MATLAB2024a 仿真平台，利用 YALMIP 工具箱进行优化调度模型建模，并采用 GUROBI 求解器进行优化调度模型的求解。对于日前采用确定性优化调度模型，日内进行 MPC 滚动优化。规定微电网向配电网购电取值为正，微电网向配电网售电取值为负；电动汽车充电取值为正，电动汽车放电取值为负；蓄电池充电取值为正，蓄电池放电取值为负。通过代入日前、日内光伏出力、负荷和电动汽车出行放电功率预测值，求出日前日内优化调度结果分别如图 5-5、图 5-6 以及图 5-7 所示。其中，图 5-5 表示日前、日内的联络线功率；图 5-6 表示日前、日内的蓄电池充放电功率；图 5-7 表示日前、日内的电动汽车充放电功率。

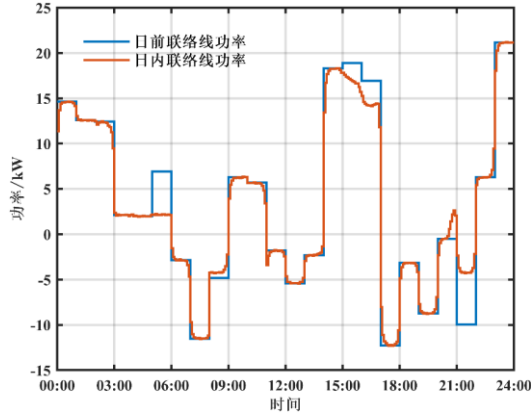


图 5-5 联络线功率

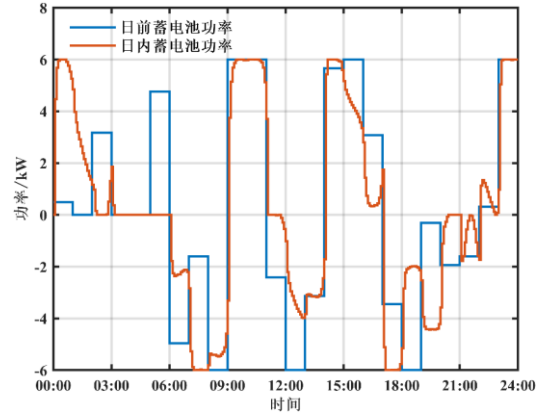


图 5-6 蓄电池充放电功率

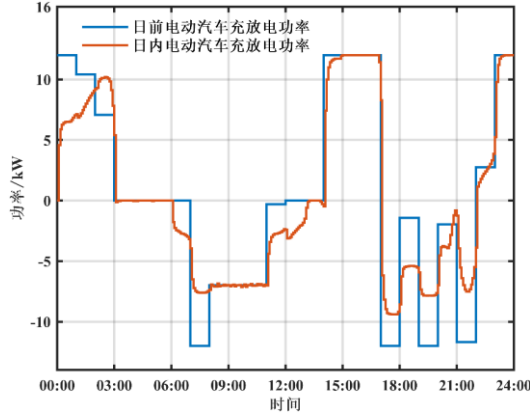


图 5-7 电动汽车充放电功率

根据上图，表明基于 MPC 的户用微电网日内滚动优化调度可以实现日内联络线功率紧跟日前计划值，即基于 MPC 的户用微电网日内滚动优化调度可以抑制户用微电网内的源荷波动带来的影响，提高户用微电网运行的经济性与稳定性。此外，蓄电池和电动汽车在低电价时段充电，在高电价时段放电，进一步通过户用微电网的经济性。

但是，图 5-5 联络线功率跟踪效果好，是蓄电池和电动汽车的调节起的作用，这也导致了蓄电池和电动汽车自身充放电功率相比日前波动大。因此，针对该情况在日内加入荷电状态跟踪，即日内采用式(5-34)所示的目标函数。

$$\begin{aligned}
 \min J = & \sum_{i=1}^N (P_{\text{grid}}(k+i|k) - \tilde{P}_{\text{grid}}(k+i))^2 + \sum_{i=1}^m (\Delta P_b^{\text{ch}}(k+i-1|k))^2 + \\
 & \sum_{i=1}^m (\Delta P_b^{\text{dis}}(k+i-1|k))^2 + \sum_{i=1}^m (\Delta P_{\text{ev}}^{\text{ch}}(k+i-1|k))^2 + \\
 & \sum_{i=1}^m (\Delta P_{\text{ev}}^{\text{dis}}(k+i-1|k))^2 + \lambda_2 \sum_{i=1}^N (S_{\text{soc},b}(k+i|k) - S_{\text{soc},b,f}(k+i))^2 + \\
 & \lambda_2 \sum_{i=1}^N (S_{\text{soc},\text{ev}}(k+i|k) - S_{\text{soc},\text{ev},f}(k+i))^2
 \end{aligned} \tag{5-34}$$

式中, $S_{\text{soc},b,f}(k+i)$ 表示 $k+i$ 时刻的蓄电池荷电状态 (State of Charge, SOC) 参考值; $S_{\text{soc},ev,f}(k+i)$ 表示 $k+i$ 时刻的电动汽车 SOC 参考值; 这里为方便分析权重系数的影响, 将蓄电池 SOC 跟踪误差权重系数和电动汽车 SOC 跟踪误差权重系数都设置为 λ_2 。

SOC 跟踪误差权重系数 λ_2 会影响跟踪控制效果, 故将 λ_2 设置不同值进行了跟踪控制效果对比。具体联络线功率跟踪、蓄电池 SOC 跟踪以及电动汽车 SOC 跟踪结果分别如图 5-8、图 5-9 以及图 5-10 所示。

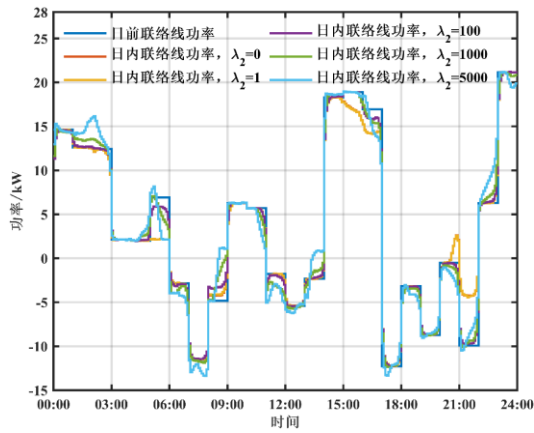


图 5-8 联络线功率跟踪效果对比

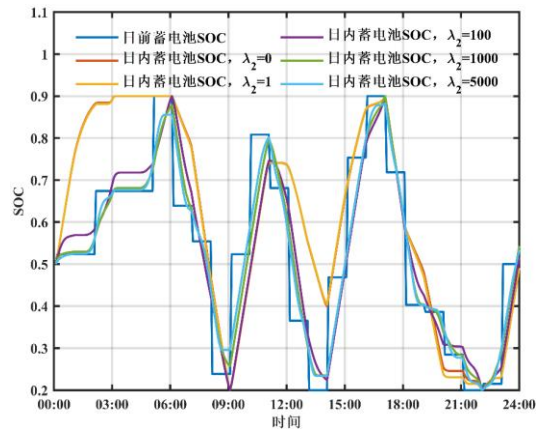


图 5-9 蓄电池 SOC 跟踪效果对比

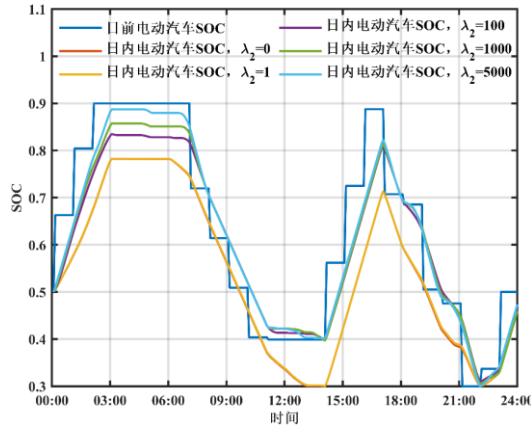


图 5-10 电动汽车 SOC 跟踪效果对比

从上图中可以发现, 随着权重系数 λ_2 的增大, 蓄电池 SOC 跟踪以及电动汽车 SOC 跟踪效果越来越好, 联络线功率总体则会产生较大波动。

但是, 权重系数 λ_2 设置为 5000 的数值, 依然无法实现良好的蓄电池 SOC 跟踪以及电动汽车 SOC 跟踪效果。其本质原因是: 本文户用微电网自身的组成,

能抑制源荷波动只有蓄电池和电动汽车。故当出现预测误差时，蓄电池和电动汽车需要发挥自身调节能力以平抑联络线功率波动。因此，不可避免地影响蓄电池 SOC 跟踪以及电动汽车 SOC 跟踪效果，进一步也影响了蓄电池和电动汽车电池的寿命。此外，电动汽车出行放电功率的波动也额外加剧了这个影响。

从上图中还可以发现，当比权重系数 λ_2 设置的 100 小时，蓄电池 SOC 跟踪以及电动汽车 SOC 跟踪效果明显差太多，联络线功率跟踪效果差距不明显；当比权重系数 λ_2 设置的 100 大时，蓄电池 SOC 跟踪以及电动汽车 SOC 跟踪效果差距不过于明显，联络线功率跟踪效果差距明显。因此，权重系数 λ_2 设置为 100 时，联络线功率跟踪效果、蓄电池 SOC 跟踪以及电动汽车 SOC 跟踪效果比较偏合适。但是，仅仅只是这几组权重设置对比，实际户用微电网应根据自身情况灵活设置合适的权重系数。

5.6 本章小结

本章针对预测误差会影响户用微电网系统运行经济性。因此，进行了基于模型预测控制的日内滚动优化调度研究。首先介绍模型预测控制理论基础；其次，提出户用微电网多时间尺度优化调度框架，针对日前采用户用微电网确定性优化调度模型，日内建立基于模型预测控制的滚动优化数学模型；最后，通过算例分析，表明本文基于模型预测控制的日内滚动优化可以实现日内联络线功率跟踪日前计划。同时，在日内目标函数加入 SOC 跟踪，通过调节 SOC 跟踪误差权重系数可以实现调节 SOC 跟踪效果，进而减小日内蓄电池以及电动汽车充放电功率相比日前充放电功率波动大的问题。

第 6 章 总结与展望

6.1 全文总结

面对能源危机与环境污染，必须加快新能源发展。但是，光伏等分布式电源的输出功率易受环境影响，导致配电网运行稳定性下降。而微电网更易管理分布式电源，可以提高配电网运行稳定性，因此微电网受到广泛关注。此外，户用微电网能提供个性化供电服务，且居民用电正快速上升，故其具有较好的发展潜力。但是户用微电网内存在诸多不确定性，会对其优化调度产生极大挑战。故基于以上背景，本文以户用微电网为研究对象，开展户用微电网不确定性处理方面的研究，主要研究工作与成果如下：

（1）为进行户用微电网优化调度，首先提出户用微电网系统结构；其次，展开户用微电网系统组成部分建模；最后，建立户用微电网日前确定性优化调度模型。此外，针对户用微电网内光伏出力、负荷以及电动汽车出行不确定性，应用 IGDT 鲁棒优化方法处理，并通过线性加权法和熵权法求解 IGDT 鲁棒多目标优化模型，进而获得具有鲁棒性的户用微电网优化调度方案。

（2）针对 IGDT 优化方法得到的不确定度具有相同的问题，提出一种考虑各时段不确定度差异性的 IGDT 鲁棒优化模型。通过预测误差概率分布描述不确定变量各时段不确定度的权重，进而实现不确定度相同的问题。此外，针对 IGDT 鲁棒优化模型获得的优化调度方案过于保守以及传统调整偏差因子方法的不合适，提出一种基于 IGDT 确定边界的 TSRO 模型。该模型包含考虑各时段不确定度差异性的 IGDT 鲁棒优化模型以及 TSRO 模型；求解考虑各时段不确定度差异性的 IGDT 鲁棒优化模型获得不确定变量边界，从而对不确定变量边界具有差异性的 TSRO 模型求解，并通过鲁棒调节参数实现优化调度方案保守性的调整。这同时解决了 TSRO 模型需要获得不确定变量边界的问题。

（3）预测误差会导致日前计划需要进行修正，故开展户用微电网多时间尺度优化调度研究。考虑到传统的日内滚动优化方法属于开环优化，而模型预测控制属于闭环优化，故应用模型预测控制进行日内滚动优化调度。通过算例分析，基于 MPC 的日内滚动优化调度可以实现日内联络线功率紧跟日前联络线功

率。这表明基于 MPC 的日内滚动优化调度可以抑制户用微电网内的源荷波动带来的影响。同时，针对蓄电池和电动汽车自身充放电功率相比日前波动大，在目标函数中设置了 SOC 跟踪。并通过 SOC 跟踪误差权重系数调整 SOC 跟踪效果。

6.2 展望

本文针对户用微电网内不确定性问题展开了研究，基于 MATLAB 仿真平台进行了仿真验证，但由于个人学术能力和时间有限，仍有许多相关问题需要进一步深入研究和探讨，主要包括：

（1）本文户用微电网的组成部分模型过于简化，尤其是电动汽车模型。在实际中，电动汽车出行可能会遇到道路阻塞以及用户自身行为的改变等状况，在后续研究中应进行电动汽车更加详细的建模。

（2）本文所提的基于 IGDT 确定边界的 TSRO 模型包含考虑各时段不确定度差异性的 IGDT 鲁棒模型以及 TSRO 模型，需要分别进行求解。因此，如何将两个模型整合在一起，使模型更加统一，是后续所要研究的。另外，基于数据驱动的鲁棒优化正在广泛应用于电力系统优化调度，当 IGDT 与之协调，是否可以制定质量更优的优化调度方案，需要进一步研究。

（3）基于模型预测控制的日内滚动优化模型，在其目标函数中引入 SOC 跟踪，并通过设置 SOC 跟踪误差权重系数调整 SOC 跟踪效果。然而，能调整联络线功率跟踪的只有蓄电池和电动汽车，导致总体控制无法呈现十分理想的跟踪效果。针对该问题，户用微电网的结构是否需要调整，才能实现联络线功率跟踪效果好的同时，SOC 跟踪效果好，需要进一步深入研究。

参考文献

- [1] 许志成. 高铁运营期站段碳排放分布特征及减排路径研究[D]. 北京交通大学, 2022.
- [2] 邱玥, 周苏洋, 顾伟等. “碳达峰、碳中和”目标下混氢天然气技术应用前景分析[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(04):1301-1321.
- [3] 张翔. 含分布式电源的微电网蓄电池优化配置研究[D]. 陕西理工大学, 2024.
- [4] 李聪, 秦立军, 段惠. 基于改进群搜索算法的含光伏发电的配电网优化重构研究[J]. 太阳能学报, 2022, 43(04):213-218.
- [5] 刘一欣, 郭力, 王成山. 微电网两阶段鲁棒优化经济调度方法[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(14):4013-4022+4307.
- [6] 丁世强. 智能电网背景下户用微电网的供需协同优化运行研究[D]. 重庆邮电大学, 2022.
- [7] 唐巍, 高峰. 考虑用户满意度的户用型微电网日前优化调度[J]. 高电压技术, 2017, 43(01):140-148.
- [8] Solanki B V, Raghurajan A, Bhattacharya K, et al. Including smart loads for optimal demand response in integrated energy management systems for isolated microgrids[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2015, 8(4): 1739-1748.
- [9] 杨轶航, 韩璐, 史华勃等. 基于相似日与 ISC-BiLSTM 的短期光伏功率预测方法[J]. 太阳能学报, 2025, 46(01):676-685.
- [10] 段小宇, 胡泽春, 崔岩等. 长时间尺度下的电动汽车有序充放电调度[J]. 电网技术, 2018, 42(12):4037-4044.
- [11] 孙韩, 陈宗海, 武骥. 计及电动汽车不确定性的家庭微电网实时能量调度策略[J]. 电网技术, 2019, 43(07):2544-2551.
- [12] Muratori M. Impact of uncoordinated plug-in electric vehicle charging on residential power demand[J]. Nature Energy, 2018, 3(3): 193-201.
- [13] 魏梅芳, 吴燕, 黎跃龙等. 基于分布鲁棒优化的微电网日前经济运行模型与求解方法[J]. 电力系统及其自动化学报, 2022, 34(12):81-90.
- [14] 邓钰龙, 李春燕, 邵常政等. 电热气氢综合能源系统随机优化调度[J]. 太阳能

- 学报, 2023, 44(11):522-529.
- [15] 袁桂丽, 张睿, 赵洵等. 含碳捕集机组的虚拟电厂热电联合随机优化调度[J]. 太阳能学报, 2024, 45(12):627-636.
- [16] 杨明, 罗隆福. 计及风电与负荷不确定性的电力系统无功随机优化调度[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(19):134-141.
- [17] 徐文韬, 米阳, 蔡鹏程等. 基于机会约束规划的含多微网主动配电网分布式优化管理[J]. 电力建设, 2024, 45(11):1-13.
- [18] Yutong C, Ning Z, Lingxiao Y. Optimal scheduling of electricity-gas integrated energy system based on relevant opportunity planning[C]//2022 First International Conference on Cyber-Energy Systems and Intelligent Energy (ICCSIE). IEEE, 2023: 1-4.
- [19] 陈金富, 孙鑫, 段献忠等. 基于机会约束规划的含风电场电力系统可用输电能力计算[J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(23):6804-6814+7094.
- [20] 宋晓芳, 周海强, 薛峰等. 计及源荷不确定性及频率安全的电力系统区间优化调度方法[J]. 电力自动化设备, 2022, 42(07):212-220.
- [21] 徐韩伟, 刘丽军, 黄惠钰等. 基于 P-Box 和 CVaR 并考虑灵活性的配电网区间优化方法[J]. 高电压技术, 2024, 50(04):1478-1487.
- [22] 高宇鹏, 常馨月, 薛屹洵等. 考虑风光不确定性和动态氢价的新能源加氢站区间优化调度[J]. 电网技术, 2025, 49(02):572-581.
- [23] 马跃, 孟润泉, 魏斌等. 考虑阶梯式碳交易机制的微电网两阶段鲁棒优化调度[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(10):22-33.
- [24] 王宇绅, 陈皓勇, 黄宇翔等. 多重不确定性下的虚拟电厂参与电能量和需求响应市场鲁棒优化调度策略[J]. 发电技术, 2024, 45(06):1173-1185.
- [25] 刘金朋, 胡国松, 彭锦淳等. 多能互补的虚拟电厂低碳-经济-鲁棒优化调度[J]. 中国电机工程学报, 2024, 44(24):9718-9731.
- [26] Antoniadou-Plytaria K, Steen D, Carlson O, et al. Scenario-based stochastic optimization for energy and flexibility dispatch of a microgrid[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2022, 13(5): 3328-3341.
- [27] Budiman F N, Ramli M A M, Milyani A H, et al. Stochastic optimization for the scheduling of a grid-connected microgrid with a hybrid energy storage system

- p>considering multiple uncertainties[J]. Energy Reports, 2022, 8: 7444-7456.
- [28] Cheng Z, Jia D, Li Z, et al. Multi-time-scale energy management for microgrid using expected-scenario-oriented stochastic optimization[J]. Sustainable Energy, Grids and Networks, 2022, 30: 100670.
- [29] Kong X, Zhang S, Sun B, et al. Research on home energy management method for demand response based on chance-constrained programming[J]. Energies, 2020, 13(11): 2790.
- [30] Aghdam F H, Kalantari N T, Mohammadi-Ivatloo B. A chance-constrained energy management in multi-microgrid systems considering degradation cost of energy storage elements[J]. Journal of Energy Storage, 2020, 29: 101416.
- [31] Daneshvar M, Mohammadi-Ivatloo B, Zare K, et al. Chance-constrained scheduling of hybrid microgrids under transactive energy control[J]. International Journal of Energy Research, 2021, 45(7): 10173-10190.
- [32] Li Y, Wang P, Gooi H B, et al. Multi-objective optimal dispatch of microgrid under uncertainties via interval optimization[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2017, 10(2): 2046-2058.
- [33] Zhang G, Wang W, Du J, et al. Multiobjective Economic Optimal Dispatch for the Island Isolated Microgrid under Uncertainty Based on Interval Optimization[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2021, 2021(1): 9983104.
- [34] Huang C, Yue D, Deng S, et al. Optimal scheduling of microgrid with multiple distributed resources using interval optimization[J]. Energies, 2017, 10(3): 339.
- [35] Xie C, Yang X, Chen T, et al. A Low-Carbon Robust Optimization Scheduling Model for Microgrids Considering Electric Vehicles[C]//2024 9th Asia Conference on Power and Electrical Engineering (ACPEE). IEEE, 2024: 1603-1609.
- [36] Luo Z, Gu W, Wu Z, et al. A robust optimization method for energy management of CCHP microgrid[J]. Journal of Modern Power Systems and Clean Energy, 2018, 6(1): 132-144.
- [37] Hosseini S M, Carli R, Dotoli M. Robust optimal energy management of a residential microgrid under uncertainties on demand and renewable power generation[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2020,

18(2): 618-637.

- [38] Ben-Haim Y. Information-gap decision theory. Series on Decision and Risk[J]. 2001.
- [39] Ma H, Liu Y. An IGDT-based intraday scheduling strategy method considering wind power ramp event[C]//2015 IEEE Power & Energy Society General Meeting. IEEE, 2015: 1-5.
- [40] Nojavan S, Majidi M, Zare K. Performance improvement of a battery/PV/fuel cell/grid hybrid energy system considering load uncertainty modeling using IGDT[J]. Energy Conversion and Management, 2017, 147: 29-39.
- [41] Komeili M, Nazarian P, Safari A, et al. Robust optimal scheduling of CHP-based microgrids in presence of wind and photovoltaic generation units: An IGDT approach[J]. Sustainable Cities and Society, 2022, 78: 103566.
- [42] Liu J, Chen C, Liu Z, et al. An IGDT-based risk-involved optimal bidding strategy for hydrogen storage-based intelligent parking lot of electric vehicles[J]. Journal of Energy Storage, 2020, 27: 101057.
- [43] Nojavan S, Zare K, Ashpazi M A. A hybrid approach based on IGDT–MPSO method for optimal bidding strategy of price-taker generation station in day-ahead electricity market[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2015, 69: 335-343.
- [44] Van Phu P, Huy T H B, Park S, et al. An IGDT approach for the multi-objective framework of integrated energy hub with renewable energy sources, hybrid energy storage systems, and biomass-to-hydrogen technology[J]. Journal of Energy Storage, 2024, 89: 111488.
- [45] Jordehi A R, Javadi M S, Shafie-khah M, et al. Information gap decision theory (IGDT)-based robust scheduling of combined cooling, heat and power energy hubs[J]. Energy, 2021, 231: 120918.
- [46] Shojaei A H, Ghadimi A A, Miveh M R, et al. Multiobjective reactive power planning considering the uncertainties of wind farms and loads using Information Gap Decision Theory[J]. Renewable energy, 2021, 163: 1427-1443.
- [47] Wang L, Dong H, Lin J, et al. Multi-objective optimal scheduling model with

- IGDT method of integrated energy system considering ladder-type carbon trading mechanism[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2022, 143: 108386.
- [48] Rahmani S, Amjady N. Non-deterministic optimal power flow considering the uncertainties of wind power and load demand by multi-objective information gap decision theory and directed search domain method[J]. IET Renewable Power Generation, 2018, 12(12): 1354-1365.
- [49] 董燕, 陈乙瑞, 朱永胜等. 多时间尺度下智能楼宇异构负荷协同调度研究[J]. 太阳能学报, 2024, 45(08):210-217.
- [50] 张宝瑞. 考虑不确定性的综合能源系统多时间尺度优化研究及应用[D]. 山东建筑大学, 2024.
- [51] 刘宝林, 周少雄, 陈耀圣等. 计及多时间尺度需求响应资源的微电网能量优化调度策略[J]. 电力建设, 2018, 39(08):9-17.
- [52] 李翔宇, 赵冬梅. 市场机制下多微电网多时间尺度优化调度研究[J]. 电机与控制学报, 2020, 24(07):29-38.
- [53] 邹宇航, 曾艾东, 郝思鹏等. 阶梯式碳交易机制下综合能源系统多时间尺度优化调度[J]. 电网技术, 2023, 47(06):2185-2198.
- [54] 王智, 陶鸿俊, 蔡文奎等. 多时间尺度滚动优化在冷热电联供系统中的优化调度研究[J]. 太阳能学报, 2023, 44(02):298-308.
- [55] 刘又榕, 林顺富, 沈运帷等. 计及电动汽车参与多元需求响应的微电网多时间尺度优化调度模型[J]. 电力建设, 2023, 44(10):51-62.
- [56] 董雷, 陈卉, 蒲天骄等. 基于模型预测控制的主动配电网多时间尺度动态优化调度[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(17):4609-4617.
- [57] 夏鹏, 刘文颖, 朱丹丹等. 基于模型预测控制的多时间尺度无功电压优化控制方法[J]. 电力自动化设备, 2019, 39(03):64-70.
- [58] 张宏, 董海鹰, 陈钊等. 基于模型预测控制的光热-光伏系统多时间尺度无功优化控制策略研究[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(09):135-142.
- [59] 颜湘武, 徐韵, 李若瑾等. 基于模型预测控制含可再生分布式电源参与调控的配电网多时间尺度无功动态优化[J]. 电工技术学报, 2019, 34(10):2022-2037.

- [60] 王安琪. 基于模型预测控制的微网多时间尺度协调优化调度[D]. 东北大学, 2022.
- [61] 王磊, 周建平, 朱刘柱等. 基于分布式模型预测控制的综合能源系统多时间尺度优化调度[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(13):57-65.
- [62] 杨茂, 崔宇, 马苗苗等. 考虑时间差异性的综合能源系统多层协调优化调度[J]. 可再生能源, 2023, 41(09):1239-1246.
- [63] 胡小波. 计及电动汽车的微电网经济运行研究[D]. 南昌大学, 2024.
- [64] 郝甜斐. 考虑需求响应及电动汽车接入的园区综合能源系统混合储能配置优化[D]. 西安理工大学, 2024.
- [65] He M, Cao B, He W, et al. Rolling optimization of wind power and pumped hydro storage system based on W-IGDT[C]//2022 IEEE 5th International Electrical and Energy Conference (CIEEC). IEEE, 2022: 4314-4319.
- [66] Huang C, Xie Y, Liu Y, et al. Energy management of Co-phase traction power supply system considering PV and hybrid energy access based on information gap decision theory[C]//2020 IEEE Sustainable Power and Energy Conference (iSPEC). IEEE, 2020: 238-244.
- [67] 江南, 朱双涛, 孙志刚等. 基于信息间隙决策理论的微电网多目标鲁棒优化调度[J]. 内蒙古电力技术, 2022, 40(05):73-79.
- [68] 张超. 基于混合储能的独立直流微网母线电压控制与能量管理[D]. 天津理工大学, 2023.
- [69] 占恺峤, 胡泽春, 宋永华等. 含新能源接入的电动汽车有序充电分层控制策略[J]. 电网技术, 2016, 40(12):3689-3695.
- [70] 唐学军, 谭忠富, 李智威等. 基于 AHP-熵权法的配电网设备资产运检成本优化配置模型[J]. 电力建设, 2022, 43(10):166-172.
- [71] 秦典. 源荷储多时间尺度滚动优化调度研究[D]. 贵州大学, 2021.
- [72] 陈克. 考虑不确定性的综合能源系统动态调度方法研究[D]. 东南大学, 2021.
- [73] 杜纤. 考虑电动汽车随机性的主动配电网优化调度研究[D]. 贵州大学, 2022.
- [74] Rahmaniani R, Crainic T G, Gendreau M, et al. The Benders decomposition algorithm: A literature review[J]. European Journal of Operational Research, 2017, 259(3): 801-817.

- [75] Zeng B, Zhao L. Solving two-stage robust optimization problems using a column-and-constraint generation method[J]. Operations Research Letters, 2013, 41(5): 457-461.
- [76] 刘一欣. 微电网能量管理和优化运行关键技术研究[D]. 天津大学, 2018.
- [77] 肖传亮. 基于集群划分的主动配电网电压控制与优化调度[D]. 合肥工业大学, 2020.
- [78] Qiu H, Gu W, Xu Y, et al. Tri-level mixed-integer optimization for two-stage microgrid dispatch with multi-uncertainties[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2020, 35(5): 3636-3647.
- [79] Kong X, Xiao J, Liu D, et al. Robust stochastic optimal dispatching method of multi-energy virtual power plant considering multiple uncertainties[J]. Applied Energy, 2020, 279: 115707.

攻读硕士期间取得的成果

发表的学术论文:

- [1] 罗宗龙, 刘世林. 基于信息间隙决策理论鲁棒模型的户用微电网优化运行[J/OL]. 发电技术, 1-12[2025-03-03]. (CSCD, 处于网络首发状态)

参与的基金项目:

- [1] 直流微电网能量路由器关键技术攻关及应用. 项目编号: 202004a05020014. 安徽省重点研究与开发计划. 2020.01.01---2022.12.31
- [2] 安徽未来技术研究院企业合作项目 (2023qyhz32)

致谢

时光荏苒，如白驹过隙。研究生三年的学习生涯亦转瞬即逝，在完成本论文之际，笔者满怀感慨，衷心感谢一路走来给予我支持与帮助的所有人。

首先，诚挚感谢我的导师刘世林教授。能够加入其课题组，深感荣幸。三年间，导师严谨的治学态度、渊博的专业知识和对学术研究的热情深深感染着我，让我在学术探索的道路上不断前行。在组会中，面对初入校园的我，导师耐心鼓励，为我答疑解惑，指引方向，使我逐渐适应并有所收获。从论文的选题、开题到最终的撰写与修改，导师都给予了我悉心的指导和耐心的解答。在此，我向导师致以最崇高的敬意和最衷心的感谢。

其次，衷心感谢实验室的同门。一起度过了无数个日夜，一起讨论学术问题，一起分享生活中的喜怒哀乐。在论文写作过程中，我们相互鼓励、相互帮助，共同克服了一个又一个困难。携手度过了充实而美好的三年时光，这段经历将成为我人生中宝贵的财富。

同时，我要感谢我的父母及家人一直以来对我的理解、支持和鼓励，为我提供了良好的学习环境和生活条件。在我遇到困难和挫折时，你们总是给予我最温暖的安慰和最坚定的支持，让我有勇气和信心去面对一切挑战，这份爱将激励我不断前行。

此外，也感谢那个考研期间努力备考的自己。正是那时的勤奋学习，让我有机会拓宽知识视野，感受知识的力量，也为未来的发展奠定了基础。在今后的人生道路上，我将继续保持学习的热情，奋力拼搏，追求卓越。

最后，感谢各位评审专家在百忙之中审阅本论文，你们的专业意见与建议将对我今后的学术研究与职业发展产生深远影响。

尚模敦学 唯实惟新

