

分类号: TM732

密 级: 公开

学校代码: 10363

学 号: 2210320116



安徽工程大学

Anhui Polytechnic University

硕士学位论文

题 目 考虑多重不确定性因素的
分布式光储系统规划研究

论 文 作 者 黄跃祖

指 导 教 师 葛愿 教授

学 科 (专 业) 控制科学与工程

研 究 方 向 系统工程理论与方法

论文提交日期: 2024 年 5 月 31 日

单位代码: 10363

学 号：2210320116

RESEARCH ON THE PLANNING OF DISTRIBUTED PHOTOVOLTAIC STORAGE SYSTEM CONSIDERING MULTIPLE UNCERTAINTY FACTORS

研 究 方 向：系统工程理论与方法

论文答辩日期：2024年5月19日

安徽工程大学学位论文原创性声明

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

学位论文作者签名：黄跃祖

日期：2024年5月28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：黄跃祖

指导教师签名：李臣

日期：2024年5月28日

日期：2024年5月31日

考虑多重不确定性因素的分布式光储系统规划研究

摘 要

针对光伏发电和电动汽车充电存在的不确定性因素影响光储系统规划结果问题,建立了考虑不确定性因素的光伏发电模型和电动汽车充电负荷分布模型,分析了光储系统鲁棒性,构建了光储系统鲁棒规划模型。分布式光储系统是由分散的光伏发电系统和储能设备构成的整体。一方面,分布式光伏发电易受到天气、灰尘、树叶等不确定性因素的影响;另一方面,电动汽车充电负荷需求分布受到车主行为习惯和外界因素影响具有不确定性。这些因素给电网的发展带来了挑战与威胁。为此,本课题针对分布式光伏发电和电动汽车充电负荷分布存在的多重不确定性因素问题,系统研究分布式光储系统规划方法,主要工作如下:

(一)、基于模型与数据驱动相融合的光伏发电建模方法。首先,从光伏电池内部等效电路出发,建立光伏电池双二极管等效模型,并对其任意工况下的参数进行修正;其次,从光伏组件中每个光伏电池的基本信息出发,运用电路串并联理论,建立光伏组件的电气模型;然后,利用所建立的光伏组件模型为基础展开实验,在光伏组件表面积灰这一不确定性因素实验条件下,通过数据驱动的方法获取太阳辐射透射率损失值,结合光伏组件模型获得不确定性因素条件下光伏发电输出特性;最后,实验结果验证了模型与数据驱动相融合的光伏发电建模方法的有效性。

(二)、基于系统特性的源荷多重不确定性因素下分布式光储系统鲁棒性分析。首先，建立考虑路网、天气、充电排队等待时间等特性的电动车充电负荷需求时空分布不确定性预测模型；其次，构建考虑源荷多重不确定性因素的分布式光储系统鲁棒性分析框架，基于系统特性对系统评估，给出评价分布式光储系统鲁棒性指标；最后，采取 IEEE33 测试网络对分布式光伏出力不确定性、电动汽车充电负荷时空分布不确定性以及同时考虑源荷不确定性这三种情况进行分析。仿真结果表明，该方法可以对系统鲁棒性进行评估，证明了该方法的可行性。

(三)、基于共享储能的光储系统鲁棒规划研究。首先，分析共享储能电站在光储系统中的运营方式和系统结构；其次，建立光储系统确定性规划模型，在此基础上，考虑光伏发电和负荷需求的不确定性，构建了能够应对源荷不确定性因素的光储系统鲁棒规划模型；最后，采用列与约束生成(column-and-constraint generation, C&CG)算法对模型求解，仿真实验表明，基于共享储能的光储系统鲁棒规划方法的可行性。

关键词：分布式光储系统，电动汽车，不确定性，模型与数据驱动，共享储能，列与约束生成算法，鲁棒规划方法

RESEARCH ON THE PLANNING OF DISTRIBUTED PHOTOVOLTAIC STORAGE SYSTEM CONSIDERING MULTIPLE UNCERTAINTY FACTORS

ABSTRACT

Aiming at the problem that the uncertainty factors of photovoltaic power generation and electric vehicle charging affect the planning results of the photovoltaic storage system, a model of photovoltaic power generation and a load distribution model of electric vehicle charging with consideration of uncertainty factors are established, the robustness of the photovoltaic storage system is analyzed, and a robust planning model of the photovoltaic storage system is constructed. Distributed photovoltaic storage system is a whole composed of decentralized photovoltaic power generation system and energy storage equipment. On the one hand, distributed photovoltaic power generation is susceptible to uncertainties such as weather, dust, and foliage, and on the other hand, the distribution of electric vehicle charging load demand is uncertainty due to the behavioral habits of vehicle owners and external factors. These factors bring challenges and threats to the development of power grids. Therefore, this project systematically researches the planning method of distributed photovoltaic storage system in view of the multiple uncertain existing in the distribution of distributed photovoltaic power generation and electric

vehicle charging loads. The main work is as follows:

(1) An approach to modeling photovoltaic power generation based on the fusion of model and data-driven. Firstly, from the equivalent circuit inside the photovoltaic cell, the dual diode equivalent model of the photovoltaic cell is established and its parameters are corrected for any working condition; Secondly, starting from the basic information of each photovoltaic cell in the photovoltaic module, the series-parallel connection theory of electric circuits is applied to establish the electrical model of the photovoltaic module; On this basis, experiments are carried out with the uncertainty factor of dust accumulation on the surface of photovoltaic modules, data-driven approach is used to portray the value of the loss of solar radiation transmittance, and the modeling method of photovoltaic power generation under uncertainty is given; Lastly, experimental results validate the effectiveness of the model-data-driven fusion approach to modeling photovoltaic power generation.

(2) Robustness analysis of distributed photovoltaic storage systems under source-load multiple uncertainties based on system characterization. Firstly, a spatio-temporal distribution uncertainty prediction model of electric vehicle charging load demand considering the characteristics of road network, weather, and charging queue waiting time is established; Secondly, a framework for analyzing the robustness of distributed photovoltaic storage system considering the multiple uncertainty factors of

source and load is constructed. Based on the system characteristics to evaluate the system, the robustness indexes for evaluating the distributed photovoltaic storage system are given; Lastly, the IEEE33 test network is adopted to analyze three cases: distributed photovoltaic output uncertainty, electric vehicle charging load spatio-temporal distribution uncertainty, and simultaneous consideration of source-load uncertainty. The simulation results suggest that the method can be used to evaluate the robustness of the system, which proves the feasibility of the method.

(3) Research on robust planning of photovoltaic storage systems based on shared energy storage. Firstly, the operation mode and system structure of the shared energy storage plant in the photovoltaic storage system are analyzed; Secondly, a deterministic planning model for the photovoltaic storage system is established. On this basis, considering the uncertainty of photovoltaic power generation and load demand, a robust planning model of the photovoltaic storage system that can cope with the source-load uncertainty factor is constructed; Lastly, the column-and-constraint generation (C&CG) algorithm is used to solve the model, and the results of the simulation experiments have confirmed the feasibility of the robust planning method for the photovoltaic storage system based on shared energy storage.

Yuezhu Huang (Control Science and Engineering)

Supervised by Prof. Yuan Ge

KEY WORDS: photovoltaic storage system, electric vehicle, uncertainty, modeling and data-driven, shared energy storage, C&CG algorithm, robust planning method

目录

摘要.....	I
ABSTRACT.....	III
第 1 章 绪论.....	1
1.1 研究背景与意义.....	1
1.1.1 研究背景.....	1
1.1.2 研究意义.....	2
1.2 国内外研究现状.....	4
1.2.1 光伏发电建模研究现状.....	4
1.2.2 分布式光储系统鲁棒性研究现状.....	5
1.2.3 光储系统规划设计研究现状.....	6
1.3 本文的创新点.....	8
1.4 本文的章节安排.....	8
第 2 章 考虑不确定性因素的分布式光伏发电建模.....	11
2.1 光伏电池模型.....	11
2.1.1 光伏电池双二极管模型.....	11
2.1.2 不同工况下的光伏电池模型.....	13
2.2 光伏组件模型.....	14
2.2.1 光伏组件建模.....	14
2.2.2 数据驱动下的太阳辐射损失.....	17
2.3 实验验证.....	18
2.4 本章小结.....	23
第 3 章 考虑多重不确定性的光储系统鲁棒性分析方法.....	24
3.1 电动汽车充电负荷建模.....	24
3.1.1 交通路网建模.....	25
3.1.2 电动汽车出行行为建模.....	26
3.1.3 电动汽车充电行为建模.....	27
3.2 分布式光储系统鲁棒性分析.....	30

3.2.1 分析框架.....	30
3.2.2 鲁棒性评估指标.....	31
3.3 算例分析.....	32
3.3.1 光伏出力不确定性.....	33
3.3.2 电动汽车充电负荷不确定性.....	34
3.3.3 源荷多重不确定性.....	37
3.4 本章小结.....	39
第 4 章 基于共享储能的光储系统鲁棒规划.....	40
4.1 共享储能.....	40
4.1.1 共享储能运营模式.....	40
4.1.2 基于共享储能的光储系统结构.....	41
4.2 光储系统确定性规划模型.....	42
4.2.1 目标函数.....	42
4.2.2 约束条件.....	43
4.3 光储系统鲁棒规划模型.....	45
4.3.1 不确定集描述.....	45
4.3.2 鲁棒规划建模.....	46
4.4 求解方法.....	46
4.4.1 模型解耦.....	47
4.4.2 求解流程.....	50
4.5 算例分析.....	50
4.5.1 系统基本数据.....	50
4.5.2 规划结果与分析.....	53
4.6 本章小结.....	56
第 5 章 总结与展望.....	57
5.1 总结.....	57
5.2 展望.....	58
参考文献.....	59
攻读硕士学位期间成果.....	65

致谢.....	66
---------	----

第 1 章 绪论

1.1 研究背景与意义

1.1.1 研究背景

在全球能源需求不断增长和气候变化的背景下，大量使用化石能源带来的能源枯竭、环境污染等各种问题迫在眉睫。世界范围内各国纷纷寻求能源转型方案，能源格局也正悄然发生着深刻的变化^[1]。中国经济在快速增长的同时伴随着不可再生能源的使用快速增长，这也导致了环境问题不断加剧，人们日常生活面临着巨大的挑战。于是，“碳中和”的理念应运而生。2020 年 9 月，中国国家主席习近平在第七十五届联合国大会上明确提出“双碳”目标，即在 2030 年之前控制碳排放量达到峰值，到 2060 年前实现碳中和的目标。“双碳”目标的提出将使得我国能源产业结构加速变化，光伏产业将再次迎来新的发展机遇^[2]。光伏发电作为一种清洁可再生能源将成为减碳目标的重要方法之一^[3]。电动汽车作为未来城市交通出行的一种重要方式，具有零排放、污染小和效率高等优点^[4]。尽管现有电动汽车还有许多技术问题等待解决与完善，但能够缓解能源危机、环境污染及日益严峻的温室气体减排等问题。这一优势使得电动汽车在广泛推广使用过程中带来了巨大的环境效益和社会效益，受到了世界各国的青睐^[5]。

我国作为一个能源需求大国，清洁可再生能源发电技术得到了快速的发展。太阳能作为一种重要的可再生能源，是实现中国能源转型和构建新型电力系统的重要载体^[6]。2021 年 6 月，国家能源局正式下发《国家能源局综合司关于报送整县(市、区)屋顶分布式光伏开始试点方案的通知》（简称“整县光伏”）^[7]。截止 2022 年 12 月底，根据国家能源局发布的数据，光伏发电装机容量约 3.9 亿千瓦，同比增长 28.1%；2023 年 1 至 9 月，中国光伏发电装机容量 52108 万千瓦，同比增长 45.3%。光伏发电新增装机容量 12894 万千瓦，同比增加 7633 万千瓦。可以看出，光伏发电已成为发电中的重要组成部分，未来对电网的渗透率还将持续升高。

光伏发电为电力系统引入了多类型的并网规划问题^[8]。我国地形地貌多样，存在较多由山区或水网分割的相对独立分布的地理单元，难以对光伏发电进行集

中管控与消纳。考虑到我国的实际情况，分布式光伏的并网消纳成为了制约当地电力系统安全、高效和经济运行的主要技术挑战之一^[9]。

分布式光伏发电还受到多重不确定性因素的影响挑战，具体表现在：(1) 气象条件复杂多变，分布式光伏出力的波动性与间歇性剧烈；(2) 电动汽车产业的发展，电动汽车数量不断增长，为电网负荷带来了更大的波动；(3) 地理条件约束下的配网结构较为薄弱，在多重不确定性下的运行风险较高。以上问题为电网安全、高效消纳分布式光伏发电带来了更大的挑战。

一般而言，在分布式光伏发电并网运行过程中，传统的集中式分析与优化运行方法通常采用一个中心控制器进行全部分布式发电节点的信息处理与控制，不仅需要获取所有电源、储能以及负荷的复杂详细动态特性等信息，还需要复杂且可靠的通信系统进行信息传输，这在光伏发电分布广泛、规模巨大的背景下难以实现。在此背景下，传统集中式分析与优化方法在解决大规模分布式光伏发电并网消纳问题时面临严峻挑战。基于分布式架构的方法可以较好地规避集中式优化运行方法面临的制约与挑战：通过使用一系列分布式单元进行电网分析与运行调控，各个分布式单元负责本地设备的分析与调控，仅通过少量信息交互进行分布式单元间的协调，避免大规模、集中式的稳定分析、运行控制与优化调度等操作，以适应分布式光伏发电的特点。由于分布式控制与优化在提升系统可靠性方面的显著优势，近年来在分布式发电研究受到了广泛的关注，这也为解决光储系统规划问题提供了重要手段。

为此，本课题针对分布式光伏发电和负荷需求面临的多重不确定性因素问题，从分布式光伏发电并网规划方面，系统研究分布式光储系统规划方法，为分布式光储系统规划设计和运行提供关键技术支撑。

1.1.2 研究意义

本课题针对分布式光伏发电和电动汽车接入系统面临的规划和运行挑战，围绕系统运营规划方面开展研究工作，在理论方面具有重要意义。本课题将丰富多重不确定性因素下分布式光储系统规划理论体系。研究在源荷多重不确定性因素条件下分布式光伏及储能设备的配置方法，为分布式光伏并网运营决策提供理论指导，形成一套完整的多重不确定性因素下分布式光伏发电规划论体系。具体如

下:

(1) 光伏发电建模的意义

近年来,随着人们不断推进解决全球气候和环境问题,以光伏发电为代表的清洁能源在电力系统的比重逐渐增大。光伏发电是将太阳能转为直流电流形式的电能,需要通过逆变器等电力电子元器件将直流电流转换为可并网的交流电。这使得光伏发电具有电压波动及闪变等特点,这与传统发电技术在原理上存在很大的差异性。与此同时,在光伏发电系统实际运行中,经常会遭遇诸如天气变化、建筑物遮挡、树木阴影、落叶堆积以及灰尘积累等多种不确定因素的影响,从而导致其输出功率具有间歇性和波动性的特点。在光伏并网时,需要建立一种可以简单、快速、精确的光伏发电模型来反映系统的动态特性,这种模型的存在对进一步分析电网特性具有十分重要的意义。

(2) 分布式光储系统鲁棒性分析的意义

在构建新型电力系统格局的推动下,分布式光伏和电动汽车对电网渗透率逐渐升高,这将使得配电网结构、系统潮流和运行方式产生巨大的变化。一方面,光伏出力易受到太阳辐照强度、温度、云层和遮挡物等不确定性因素的影响,使其对外输出功率具有波动性和不确定性等特点,此外,分布式光伏有多样类型、分布分散、并网方式灵活多样等特点。另一方面,在电动汽车车主行为习惯和诸多外界不确定因素的条件下,电动汽车车主在选择给车辆充电时具有较强的不确定性,这导致电动汽车充电负荷在时间与空间分布上具有较强的不确定性和随机性。在源荷两侧同时存在不确定性因素的情况下,光伏和电动汽车接入电网将会给电力系统的安全性、稳定性和鲁棒性带来新的风险和挑战。因此,分析分布式光伏和电动汽车接入电网后的光储系统鲁棒性是亟需解决的问题,具有十分重要的意义。

(3) 光储系统规划研究的意义

要解决源荷双侧不确定性因素下的光储系统鲁棒性问题,必须在规划阶段入手。光储系统在规划过程中面临着不确定性因素的影响,这些不确定性因素主要包括“源”侧和“荷”侧两个方面。在“源”侧方面,光伏发电受到天气、温度和遮挡物等不确定性因素影响,使其输出功率具有随机性和波动性;在“荷”侧方面,电动汽车充电负荷需求受到车主行为习惯和外界因素等影响使其在时间和

空间分布上具有不确定性。通过对这些不确定性因素的准确分析,在系统规划和运行层面考虑双侧因素的影响,使规划方案对光伏发电波动和负荷需求波动同时具有鲁棒性,在降低系统规划综合成本的同时提高光储系统规划方案的合理性。

1.2 国内外研究现状

本课题主要研究多重不确定性因素下的光储系统规划方法,下面将从光伏发电建模研究现状、光储系统鲁棒性分析研究现状、光储系统规划研究现状三个方面,开展国内外的研究综述。

1.2.1 光伏发电建模研究现状

针对光伏发电的建模方法主要有物理建模法和统计法。统计方法中所应用的智能算法通常有神经网络算法^[10-12]、支持向量机算法^[13-15]、时间序列算法^[16,17]和组合算法。物理建模法不需要历史数据,但建模过程复杂繁琐。张文强等学者^[18]利用深度学习中的变分自编码器和条件生成对抗网络对光伏不确定性建模,描述了特定天气条件下的光伏出力模型,但模型过分依赖于历史天气数据。史凯钰等学者^[19]提出一种基于长短期记忆网络的光伏发电功率预测数字孪生模型,通过迁移学习将该模型应用于数据缺少、运行时间不长的功率预测中。Abdel-Nasser M 等学者^[20]提出了一种基于长短期记忆循环神经光伏功率预测方法,该模型考虑了光伏发电功率的时间变化,使用学习到的信息来预测当前值。Bouzerdoun M 等学者^[21]在获取光伏输出功率时,将季节自回归综合移动平均法和支持向量机法相结合,实验结果表明该模型具有较好的准确性。

上述统计方法可以利用大量历史数据对光伏发电模型进行建模和训练,应对数据扰动而产生的误差具有较强的鲁棒性,同时其具有强大非线性建模能力和特征提取等优势,避免了物理法建模过程中复杂数学问题的推导。物理法在不需要大量历史数据的前提下能够完成模型的建立,因而也成为研究热点。Younis A 等学者^[22]针对灰尘这一影响光伏发电的不确定性因素,研究了不同角度下灰尘堆积对光伏发电的影响。刘晓艳等学者^[23]针对局部阴影下的光伏阵列模型,在 MATLAB 软件展开仿真实验并验证了其适用性。Khalid M S 等学者^[24]从单二极管模型出发,建立了七参数模型,该模型可以生成光伏系统在不同工况下的输出

特性,给出了广泛使用的模型,但没有解决不确定因素下光伏发电问题。Babu B C 等学者^[25]将光伏组件等效为双二极管模型,为验证模型的准确性利用数据表中的未知参数在 Simulink 中进行验证。Fan S 等学者^[26]针对聚集在光伏上的灰尘这一不确定性因素提出了一种新的能源效率损失分析方法,建立了灰尘浓度与光电转换效率的非线性模型,并选择灰烬、红土、沙子、煤粉和水泥六种灰尘污染物展开实验,最后在自然条件下对该模型验证,实验结果表明该模型具有良好的泛化能力。Cheema A 等学者^[27]使用马尔科夫链模型,提出一种新型光伏发电功率分布动态模型,该模型考虑了环境温度、太阳辐照度、粉尘积累等因素,适用于积灰条件下光伏发电建模。Hachicha AA 等学者^[28]研究了阿联酋沙迦地区灰尘颗粒形状和尺寸对光伏发电的影响,研究结果表明灰尘密度与归一化光伏功率存在线性关系。丁明等学者^[29]研究了云层遮阴对光伏发电的影响,建立了考虑地形地貌、云层特性、天气及“云隙效应”等因素的辐照度模型,对后续研究光伏发电特性具有重要的意义。赵书强等学者^[30]基于不确定理论建立了太阳辐射值模型,计算了双重随机性下的云遮系数,实验结果表明该模型具有较好的实用性。

1.2.2 分布式光储系统鲁棒性研究现状

电力系统发生的小故障可能产生连锁效应,人们逐渐关注电力系统抵御风险事故的能力。光伏和电动汽车行业的快速发展使其对电网的渗透率逐渐升高,多样化的可再生能源发电和负荷的快速变化提高了电力系统稳定运行的难度,光伏等新能源接入后的电网安全性研究势在必行^[31-33]。近些年来,鲁棒性的概念被许多学者引入电网的安全性研究中。不同领域的学者对鲁棒性的定义各不相同,研究的切入点也各不相同^[34]。现阶段对电网的鲁棒性分析大多集中在自然灾害、元件老化、人为破坏等因素下电力系统抵御灾害风险的能力。传统方法主要是利用还原论分析电网中存在的薄弱环节,评估系统在外界扰动下的鲁棒性并给出相关的改进方法,主要分为电能质量和系统热稳定性校验两个方面^[35]。在分布式光伏和电动汽车对电网渗透率不断提升的背景下,部分学者将复杂网络理论用于高渗透率下的电网鲁棒性探究与实验^[36]。基于复杂网络理论的电网鲁棒性研究主要分为静态和动态模型。静态模型从复杂网络的视角下获取系统网络拓扑结构上的统计特征,发现系统中存在的薄弱环节,进而采取措施以提高系统的鲁棒性;动态

模型则侧重于研究系统的动力学特征,寻找系统之间的耦合关系,揭示系统故障传播的动态行为,为系统设计和运行提供指导,进而提高系统的鲁棒性。罗筱如等学者^[37]基于复杂网络理论分析了系统网络的鲁棒性,通过三系统仿真实验与分析得到了鲁棒性评估指标;范馨文等学者^[38]利用复杂网络理论对电网、电力通信网及耦合网络进行分析,发现在大电网中的传统鲁棒性指标与能源互联网中有所不同,进而提出了新的鲁棒性指标,该指标更加符合实际情况;陈志鹏等学者^[39]通过对分形机理的研究,设计了一种复杂网络拓扑改进策略,提升了系统网络的鲁棒性和传统方法的经济性;王振刚等学者^[40]完成了微电网信息物理系统建模,提出了基于熵理论的微电网信息物理系统可靠性评估指标,更好评估微电网运行过程。虽然上述鲁棒性分析方法可以有效评估电力系统鲁棒性,但在聚焦至更小范围的光储系统时少有考虑光伏发电和电动汽车充电负荷分布不确定性对系统鲁棒性的影响。

1.2.3 光储系统规划设计研究现状

光储系统规划设计的目标是在满足系统运行条件的前提下,通过合理地决策光伏和储能设备的安装位置及容量等配置相关参数,从而降低系统的综合成本^[41]。光储系统规划设计方法主要包括两个方面:光储系统确定性规划设计方法和光储系统不确定性规划设计方法^[42]。相比之下,这两种规划设计方法的不同之处主要在于是否考虑规划周期内的不确定性因素对规划结果的影响。国内外已有许多学者对光储系统规划设计方法展开了大量的研究。

梅生伟等学者^[43]通过博弈论的方法研究了风光储混合电力系统的规划方法,以风电、光伏和储能三者的投资主体为博弈的参与者,根据所提非合作博弈或合作博弈模型进行实验分析,结果表明合作博弈方式的收益高于非合作博弈,并且风电和光伏合作博弈为最佳模式;方慧等学者^[44]从分布式光伏集群划分的角度来研究配电网中高比例分布式光伏和储能设备的选址定容,提出了分布式光伏发电集群划分的相关概念及规划方案,在此基础上建立了基于集群划分的双层规划模型;桂强等学者^[45]建立了考虑储能容量衰减、动态特性等因素的储能模型,以成本最小为优化目标,并将此转换为双层优化模型来得到电动汽车充电站的光储配置容量;Han X 等学者^[46]提出一种考虑经济效益的多应用场景下共享储能系统双

层动态博弈优化方法,解决了储能电站经济效益低下的问题;吴盛军等学者^[47]在共享储能新形态的基础上建立了共享储能与微网的双层规划模型。

上述研究方法均没有考虑规划期内不确定性因素的波动性和随机性对规划设计结果的影响,属于确定性规划设计方法。在“双碳”目标和“整县光伏”政策的推动下,光伏发电给电网安全运行带来了不确定性因素,此外,负荷需求变化的多样性也带来诸多不确定性因素,这些不确定性因素给电网的规划、运行及调度等方面带来了挑战与威胁^[48,49]。国内外学者针对不确定性因素问题已开展大量研究,研究方法分为概率分析法和非概率分析法^[50]。概率分析法是利用数学概率理论中随机变量描述不确定性因素,并形成不确定性因素变量的概率分布模型,主要包括模糊优化法、区间优化法、随机优化法和场景分析法等^[51]。非概率分析法主要包括信息间隙决策分析法^[52,53]、灵敏度分析法^[54,55]及鲁棒优化方法^[56]等。针对系统中存在的不确定性因素,需要对其特征进行分析和刻画,并在规划设计的建模和求解过程中加以充分考虑。解决不确定性因素问题的常用方法是让可控电源预留用于应对光伏发电和负荷预测误差的容量空间,以便于在运行时针对功率误差调整发电功率。为了提高调度决策过程中的电源预留容量评估的可靠性,可采用鲁棒规划方法。鲁棒规划方法基于区间预测构造一个不确定集,用于描述光伏发电和负荷波动的范围,然后给出在上下边界内机组启停计划,保证系统对于任何不确定集涵盖的场景均是鲁棒可行的,其优点是对概率分布信息低。

胡迪等学者^[57]首先对大规模分布式可再生能源接入配电网进行了集群划分研究,其次,基于此,研究了分布式电源规划问题,接着分别研究了网源储确定性和不确定性条件下联合规划问题,最后得到了能够应对可再生能源和负荷不确定条件下的鲁棒规划方法;南斌等学者^[58]利用场景分析法针对并网型光储微电网提出了计及长时间尺度的光伏出力不确定性及短时间尺度的需求响应的储能规划配置方法;叶琳浩等学者^[59]以光伏和储能设备的安装位置与容量作为决策变量,构建了光伏不确定性和时序相关性条件下的分布鲁棒优化配置方法;Cai D 等学者^[60]以输配电网最优经济性为目标,考虑系统安全稳定运行的制约因素,构建了基于直流潮流的输电网规划模型和基于交流潮流的配电网规划模型,提出了考虑输配电网形态演化的风-光-储能协同规划策略;巨云涛等学者^[61]以综合成本最小为目标,考虑成本参数、风光资源不确定性及备用需求,建立了微电网双层规划

模型，并利用所提优化算法进行求解。尽管上述研究多角度分析不确定性因素对电网规划结果的影响，并建立了具有一定鲁棒性的规划模型，但在光储系统规划中对光伏发电和电动汽车充电负荷分布存在的不确定性因素考虑不足，同时储能资源利用率低，运行经济性差，存在沉默成本等问题。

1.3 本文的创新点

本文旨在解决源荷多重不确定性因素的光储系统规划设计问题，着重研究了光伏发电建模、光储系统鲁棒性分析及光储系统规划设计方法。本文的主要创新点如下：

(1) 考虑不确定性因素的光伏发电建模

由于光伏发电受不确定性因素影响导致其出力具有波动性的特点，本文提出了一种模型与数据驱动相结合的光伏发电建模方法。基于光伏电池内部等效电路建立双二极管模型，运用电路理论进行分析获得光伏组件模型，在此基础上使用数据驱动的方法得到光伏发电输出特性模型，提升了模型的准确性。

(2) 考虑不确定性因素的光储系统鲁棒性分析

配电网中光伏发电与电动汽车充电负荷需求分布受到多重不确定性因素影响，本文分析了在多重不确定性因素的影响下光储系统鲁棒性的变化，从系统特性等方面展开研究，构建了系统分析框架，给出了评估系统鲁棒性的指标。

(3) 基于共享储能的光储系统鲁棒规划

将当下共享经济的理念引入光储系统的规划设计中，建立了基于共享储能的光储系统鲁棒规划模型。在建立确定性规划模型之上，进一步考虑源荷两侧中存在的多重不确定性因素，获得了兼顾经济性和鲁棒性的光储系统规划模型。

1.4 本文的章节安排

本文主要围绕光伏发电建模、光储系统鲁棒性分析和光储系统规划三个方面展开研究，各部分研究内容关系如图1-1所示。全文包括五章，各章的主要内容如下：

第1章：绪论。首先，分析了本课题的研究背景与意义；然后，分析了当前光伏发电建模、光储系统鲁棒性分析和光储系统规划设计的研究现状和方法；最

后，介绍了本课题的主要研究内容和论文工作安排。

第2章：考虑不确定性因素的光伏发电建模。首先，从光伏电池内部等效电路出发，建立光伏电池双二极管等效模型，并对其模型参数进行修正，获得不同工况下的光伏电池发电模型；然后，从光伏组件中每个光伏电池基本信息出发，运用电路理论建立光伏组件等效电气模型；最后，利用所建立的光伏组件模型为基础展开实验，在光伏组件表面积灰这一不确定性因素实验条件下，运用数据驱动的方法获取太阳辐射透射率损失值，结合光伏组件模型得到不确定性因素下光伏发电的输出特性。

第3章：考虑多重不确定性因素的光储系统鲁棒性分析。首先，分析了电动汽车充电负荷的不确定性对电网整体负荷的影响，建立了考虑电动汽车充电负荷需求分布不确定的负荷分布模型；其次，构建了考虑源荷多重不确定性因素的光储系统鲁棒性分析框架，从潮流分析和系统特性出发，给出评估系统鲁棒性的指标；最后，采取IEEE33测试节点网络对光伏出力不确定性、电动汽车充电负荷分布不确定性以及同时考虑源荷两侧不确定性三个方面展开实验，仿真实验结果表明该方法的有效性。

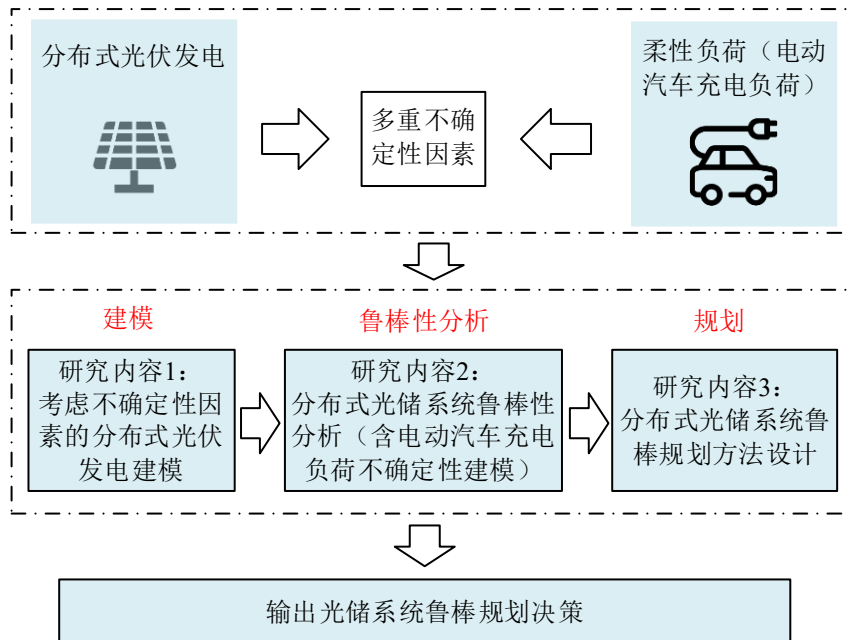


图 1-1 本课题研究内容关系图

第4章：基于共享储能的光储系统鲁棒规划。首先，分析了共享储能的运营模式及系统结构；其次，在此基础上建立了基于共享储能的光储系统确定性规划模型，接着考虑光伏发电和负荷需求的不确定性，构建了能够应对不确定性因素

的鲁棒规划模型；最后，采用列与约束生成算法对模型求解，实验结果表明基于共享储能的光储系统鲁棒规划方法具有可行性。

第5章：总结与展望。回顾全文内容，对研究内容与成果进行总结，并对后续工作方向进行简要说明。

第 2 章 考虑不确定性因素的分布式光伏发电建模

分布式光伏和电动汽车为电力系统引入了运行和规划问题。分布式光储系运行和规划过程中面临着源荷多重不确定性因素影响,一方面,光伏发电受到天气、灰尘、落叶等遮挡物的影响导致其输出功率表现出波动性和不确定性的特点;另一方面,电动汽车充电负荷受到车主行为习惯和外界等因素的影响具有不确定性,这给电网负荷的变化带来了不确定性。这些特点使得光储系统的运行和规划问题趋于复杂,为此,本章首先针对光储系统中“源”侧存在的不确定性进行分析与建模。

2.1 光伏电池模型

光伏发电的主要工作原理是将清洁可再生的太阳能转换为直流形式的电能。为了满足不同群体对交直流用电需求,可通过逆变器装置将直流形式的电流转换为交流形式的电流。光伏实际运行工况复杂,其出力可能会受到天气、建筑物、树叶及积灰等遮挡导致其输出功率具有波动性和间歇性的特点。精确有效的光伏输出特性模型对电力系统的稳定安全运行具有重要意义。作为光伏发电基本单元的光伏电池,其建模等效电路模型主要分为两种:单二极管模型和双二极管模型^[62]。单二极管模型作为典型模型的代表,具有模型简单的特点,在工程实践中获得了应用广泛。相比之下,双二极管模型在单二极管模型的基础上增加了一个二极管,使模型具有了较高的精确度,模型参数也由五个变为七个。本文采用双二极管模型^[63],利用获得的参数对模型修正,建立基于双二极管的光伏发电数学模型。

2.1.1 光伏电池双二极管模型

图 2-1 为光伏电池的内部等效电路,其模型可以简化等效为一个产生光生电流的电流源、两个用于模拟光伏效应中载流子行为的二极管、一个反映路径损耗的分流并联电阻和一个体现串联路径阻抗影响的串联电阻所构成的电路模型。与单二极管模型相比,双二极管模型考虑了半导体耗尽层电子的运动和暗电流,以此对光伏电池的漏电流进行更加深入、准确的刻画,进而提升了模型预测的准确

性^[64,65]。根据电路理论中的基尔霍夫电流定律可以得出表征光伏电池的输出特性数学模型，如式(2-1)所示。

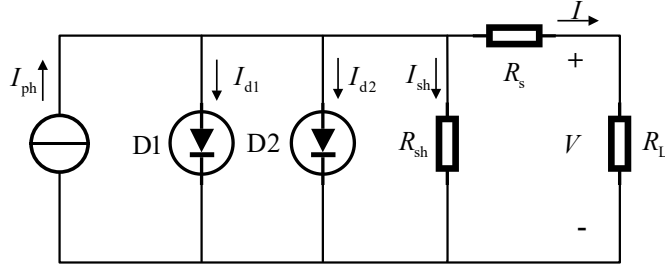


图 2-1 光伏电池等效电路图

$$I = I_{ph} - I_{01} \left[\exp \left(\frac{V + IR_s}{n_1 V_t} \right) - 1 \right] - I_{02} \left[\exp \left(\frac{V + IR_s}{n_2 V_t} \right) - 1 \right] - \frac{V + IR_s}{R_{sh}} \quad (2-1)$$

式中：\$I\$ 为光伏电池输出电流，A；\$V\$ 为光伏电池的输出电压，V；\$I_{ph}\$ 为光伏电池光生电流，A；\$R_s\$ 为光伏电池等效串联电阻，\$\Omega\$；\$R_{sh}\$ 为光伏电池等效并联电阻，\$\Omega\$；\$I_{01}\$ 与 \$I_{02}\$ 为二极管反向饱和电流，A；\$V_t\$ 为光伏电池热电压，\$V_t = kT/q\$，V；\$q\$ 为电子电荷常数，\$q = 1.602 \times 10^{-19} \text{C}\$；\$k\$ 为玻尔兹曼常数，\$k = 1.381 \times 10^{-23} \text{J/K}\$；\$T\$ 为光伏电池温度，K；\$n_1\$ 与 \$n_2\$ 为二极管的理想因子，通常视为经验值，实际应用中近似取值为 \$n_1 = 1\$、\$n_2 = 2\$。通过光伏在标准测试条件下(标准辐照度 \$G_{STC} = 1000 \text{W/m}^2\$，标准测试温度 \$T_{STC} = 298.15 \text{K}\$)的参数：短路电流 \$I_{sc}\$、开路电压 \$V_{oc}\$、最大功率点电压 \$V_m\$ 及最大功率点电流 \$I_m\$，可计算并近似处理得出如下相关表达式：

$$I_{sc} = I_{ph} \quad (2-2)$$

$$I_{01} = \frac{(I_{sc} - I_m) \exp \left(-\frac{V_m + I_m R_s}{2V_t} \right) - I_{sc} \exp \left(-\frac{V_{oc}}{2V_t} \right)}{\exp \left(\frac{V_m + I_m R_s}{2V_t} \right) - \exp \left(\frac{V_{oc}}{2V_t} \right)} \quad (2-3)$$

$$I_{02} = \frac{(I_{sc} - I_m) \exp \left(-\frac{V_m + I_m R_s}{V_t} \right) - I_{sc} \exp \left(-\frac{V_{oc}}{V_t} \right)}{\exp \left(\frac{V_m + I_m R_s}{2V_t} \right) - \exp \left(\frac{V_{oc}}{2V_t} \right)} \quad (2-4)$$

其中式(2-4)可通过式(2-5)求得：

$$I_{02} = \frac{qn_i X_D}{2t} \quad (2-5)$$

式中：\$n_i\$ 为本征载流子浓度，对硅材料电池来说取值为 \$n_i = 1.02 \times 10^{10} \text{ cm}^{-3}\$；\$X_D\$ 为势垒区宽度，\$X_D = 0.5 \text{ mm}\$；\$t\$ 为载流子的平均自由时间，\$t = 10 \text{ ms}\$。

$$R_s = -\frac{V_m + 2V_t \ln x}{I_m} \quad (2-6)$$

其中

$$x = \frac{I_{02} + \sqrt{I_{02}^2 - 4(I_{sc} - I_m) \left[I_{02} \exp\left(-\frac{V_{oc}}{2V_t}\right) - I_{sc} \exp\left(-\frac{V_{oc}}{V_t}\right) \right]}}{2(I_{sc} - I_m)} \quad (2-7)$$

$$R_{sh} = \frac{V_{oc}}{I_{sc} - I_{01} \exp\left(\frac{V_{oc}}{V_t}\right) - I_{02} \exp\left(\frac{V_{oc}}{2V_t}\right)} \quad (2-8)$$

于是在标准测试条件下，针对光伏电池性能的关键参数，可通过上述数学计算表达式获取。

2.1.2 不同工况下的光伏电池模型

当光伏电池所处的工作环境条件有所变化时，相应地，光伏电池模型的各项参数亦会发生相应的变化。生产商所提供的出厂参数通常是基于标准测试环境下获取的数据，然而，现实中光伏电池的运行环境并不总能严格符合标准测试条件。因此，为了获取光伏电池在各种复杂环境下的输出性能，必须对不同工作条件下光伏电池的参数进行合理的修正处理。

短路电流的修正如式(2-9)所示：

$$I_{sc} = I_{sc,STC} \frac{G}{G_{STC}} (1 + a\Delta T) \quad (2-9)$$

式中：\$G\$ 为太阳光辐照强度，\$\text{W/m}^2\$；\$\Delta T\$ 为工作环境温度变化量如式(2-10)所示：

$$\Delta T = T - T_{STC} \quad (2-10)$$

开路电压的修正如式(2-11)所示：

$$V_{oc} = V_{oc,STC} (1 - c\Delta T) (1 + b\Delta G) \quad (2-11)$$

其中，定义太阳光辐照度变化量为 ΔG 如(2-12)所示：

$$\Delta G = \frac{G}{G_{\text{STC}}} - 1 \quad (2-12)$$

二极管反向饱和电流修正如式(2-13)所示：

$$I_{01,2} = I_{01,2\text{STC}} \left(\frac{T}{T_{\text{STC}}} \right)^3 \exp \left[\frac{E_g}{V_{t,\text{STC}}} \left(1 - \frac{T_{\text{STC}}}{T} \right) \right] \quad (2-13)$$

式中： E_g 为材料的能带间隙，在标准测试条件时，可通过式(2-14)求得：

$$E_g = E_{g,\text{STC}} [1 - 0.0002677(T - T_{\text{STC}})] \quad (2-14)$$

本文选取的为硅电池在标准测试条件下的能带间隙 $E_{g,\text{STC}} = 1.121\text{eV}$ 。

最大功率点处电流和电压修正如(2-15)(2-16)所示：

$$I_m = I_{m,\text{STC}} \frac{G}{G_{\text{STC}}} (1 + a\Delta T) \quad (2-15)$$

$$V_m = V_{m,\text{STC}} (1 - c\Delta T) (1 + b\Delta G) \quad (2-16)$$

等效并联电阻和串联电阻的修正表达式如(2-17)(2-18)所示：

$$R_{\text{sh}} = R_{\text{sh},\text{STC}} \left(\frac{T}{T_{\text{STC}}} \right) \quad (2-17)$$

$$R_s = R_{s,\text{STC}} \quad (2-18)$$

光伏电池热电压修正表达式如式(2-19)所示：

$$V_t = V_{t,\text{STC}} \left(\frac{T}{T_{\text{STC}}} \right) \quad (2-19)$$

式中：系数 a 、 b 、 c 的值为 $a = 0.003/\text{K}$ ， $b = 0.5$ ， $c = 0.0028/\text{K}$ 。

通过上述方法将光伏电池参数修正之后代入式(2-1)中，便可求出不同负载电压 V 条件下相对应的输出电流 I ，即获得了不同工况下的光伏电池工作特性模型。

2.2 光伏组件模型

2.2.1 光伏组件建模

在实际的光伏应用场景里，单个光伏电池的输出功率相对较小，通常无法满

足日常用电需求，因此在多数的光伏并网发电系统中，常见的光伏组件是由多个光伏电池按照一定串并关系联组成。

光伏电池相对于整个光伏组件的面积来说可近似认为是一个点，即认为光伏组件上任意一点在某一特定时刻的辐照度和温度保持不变。从时间上来看，辐照度和温度都是随时间连续变化的变量，可以分别以函数 $G(t)$ 和 $T(t)$ 表示。鉴于此，在特定时间点，若按照光伏电池在组件中的布局顺序建立起辐照度和温度分布的矩阵模型，矩阵内的每一个元素都将反映出对应位置上光伏组件的实时辐照强度或温度状况。因此，光伏组件上各个位置在某一时刻的辐照度和温度信息可以通过以下矩阵形式予以表示：

$$\begin{bmatrix} G_{(1,1)}(t) & \cdots & G_{(1,j)}(t) & \cdots & G_{(1,n)}(t) \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ G_{(i,1)}(t) & \cdots & G_{(i,j)}(t) & \cdots & G_{(i,n)}(t) \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ G_{(m,1)}(t) & \cdots & G_{(m,j)}(t) & \cdots & G_{(m,n)}(t) \end{bmatrix} \quad (2-20)$$

$$\begin{bmatrix} T_{(1,1)}(t) & \cdots & T_{(1,j)}(t) & \cdots & T_{(1,n)}(t) \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ T_{(i,1)}(t) & \cdots & T_{(i,j)}(t) & \cdots & T_{(i,n)}(t) \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ T_{(m,1)}(t) & \cdots & T_{(m,j)}(t) & \cdots & T_{(m,n)}(t) \end{bmatrix} \quad (2-21)$$

当光伏组件受到的辐照度和温度条件被确定下来时，与其相对应的组件表面辐照度和温度矩阵也随之确定。将该矩阵中各元素逐一对应地代入式(2-9)中，即可计算出在给定辐照度和温度条件下每一块光伏电池的短路电流值，并据此构建出短路电流矩阵 $(I'_{sc})_{m \times n}$ ，其表示形式如公式(2-22)所示。

$$(I'_{sc})_{m \times n} = \begin{bmatrix} I'_{sc,(1,1)} & \cdots & I'_{sc,(1,j)} & \cdots & I'_{sc,(1,n)} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ I'_{sc,(i,1)} & \cdots & I'_{sc,(i,j)} & \cdots & I'_{sc,(i,n)} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ I'_{sc,(m,1)} & \cdots & I'_{sc,(m,j)} & \cdots & I'_{sc,(m,n)} \end{bmatrix} \quad (2-22)$$

同理，将已知的辐照度和温度矩阵分别带入其余的模型参数表达式中，可进一步求得光伏组件的开路电压矩阵、最大功率点时的电流和电压矩阵、二极管反向饱和电流矩阵和热电压矩阵。

此外，通过对短路电流矩阵的每一列元素执行降序排列操作，生成一个新的排序后的短路电流矩阵，其表示形式如公式(2-23)所示。

$$(I_{sc})_{m \times n} = \begin{bmatrix} I_{sc,(1,1)} & \cdots & I_{sc,(1,j)} & \cdots & I_{sc,(1,n)} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ I_{sc,(i,1)} & \cdots & I_{sc,(i,j)} & \cdots & I_{sc,(i,n)} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ I_{sc,(m,1)} & \cdots & I_{sc,(m,j)} & \cdots & I_{sc,(m,n)} \end{bmatrix} \quad (2-23)$$

同时将光伏组件开路电压矩阵、最大功率点电流和电压矩阵、二极管反向饱和电流矩阵和热电压矩阵做与上述相同的变化，得到新的与之相对应的矩阵。

通过上述方法所得矩阵为确定的情况下，光伏组件中每个光伏电池的输出特性曲线是确定的。考虑到光伏组件内部的组串是以串联方式连接，故而组串中各处的电流始终相同，因此，选择组串电流作为变量来探究光伏组件的整体输出性能特征。值得注意的是，由于式(2-1)在其定义区间内表现出单调递减的特性，因此理论上存在一个对应的反函数。

假设光伏组串中有两个光伏电池串联，当其两个光伏电池所处相同的光照环境下时，光伏组串中电池具有相同的伏安输出特性。该光伏组串整体输出电流等同于单个电池单元的电流值，而其总的输出电压则是由两个单体电池各自的输出电压相加而得到的。当光伏电池 1 处于正常条件下，光伏电池 2 由于外界环境中不确定因素导致被遮挡，光伏电池 1 所受的辐照度大于光伏电池 2，其光伏电池 1 产生的光生电流也就大于光伏电池 2，即 $I_{sc1} > I_{sc2}$ 。同样，光伏电池 1 的开路电压也大于光伏电池 2 的开路电压。当组串所流过电流处于区间 (I_{sc2}, I_{sc1}) 时，光伏电池 2 的输出电压小于光伏电池 1 的输出电压，光伏电池 1 的旁路二极管并未进入导通状态，因此无电流流过；相反，光伏电池 2 的旁路二极管由于受到正向偏压作用而开启，使得电流通过。此时，光伏电池 1 正在对外输出功率，而光伏电池 2 的输出电压表现为零值。随着外部负载的逐渐增加，整个组串的输出电流同步呈现出下降趋势。当组串电流处于区间 $(0, I_{sc2}]$ 时，光伏电池 2 因其光电效应产生的光生电流足以向外提供有效功率输出，此时其旁路二极管保持截止状态；光伏电池 1 与光伏电池 2 共同产生功率输出，而此时的端电压则为光伏电池 1 和光伏电池 2 各自端电压的总和。综上所述，可以得到光伏组件中任意一个组串的 $U-I$ 特性曲线。

光伏电池经过串联和并联整合后构建出光伏组件。当光伏组件运行时，所有串联组串的两端电压保持一致，而组件总输出电流则是各个串联组串电流的相加结果。为了以电压作为变量来解析光伏组件的输出特性，需要对之前模型得到的数据进行对称变换，即将 (I, U) 转变为 (U, I) ，从而绘制出全新的以电流与电压为坐标轴的输出特性曲线。

光伏组件中存在光伏组串 1 和光伏组串 2 时，当这两个组串处于相同的辐照环境下时，该组件的整体输出电压等于任意一个组串自身的输出电压值，而组件总输出电流则是组串 1 所产生的电流与组串 2 所产生的电流两者相加的结果；当组串 1 和组串 2 处于不同光照环境时，假设这两个组串且光伏组串 1 的开路电压大于光伏组串 2 的开路电压。当光伏组件的输出电压在区间 (U_{oc2}, U_{oc1}) 时，组串 2 因无法满足功率输出要求，其输出电流表现为零值，这意味着此时组件的总输出电流完全来源于组串 1，即组件的输出电流与组串 1 的输出电流相等，仅由组串 1 独自承担对外部负载提供电能的任务；当光伏组件的输出电压在区间 $(0, U_{oc2}]$ 时，组串 1 与组串 2 皆能产生有效的电力输出，此时，组件整体输出电流表现为组串 1 和组串 2 各自对外输出电流之和，即二者共同贡献组件的总功率输出。综上所述，可以首先按照开路电压由大到小的顺序，将各个光伏组串的 $I-U$ 特性曲线进行有序排列，由此形成一系列曲线集合。如此，光伏组件的整体 $I-U$ 特性曲线模型就能够以分段表达式的形式予以精准描述。

2.2.2 数据驱动下的太阳辐射损失

本文采用数据驱动的方法来研究不确定性因素下遮挡物对太阳辐射减弱的影响，进而为后续获取光伏发电的输出特性提供数据支撑。为更方便与精确地描述外界环境因素中的不确定性因素对光伏发电过程的影响，本文使用遮挡物的太阳辐射透射率损失值 $\Delta\tau$ 这一指标研究不同工作环境下光伏发电的输出特性。其中， $\Delta\tau = \tau_1 - \tau_2$ ， τ_1 为清洁玻璃板太阳辐射透射率， τ_2 为含不确定性因素导致遮挡的玻璃板太阳辐射透射率，其计算公式如下所示：

$$\tau_1 = \frac{G_{bl}}{G_{fl}} \quad (2-24)$$

式中： G_{bl} 为清洁玻璃面板后面的太阳辐射值， G_{fl} 为清洁玻璃面板前的太阳辐射

值；

$$\tau_2 = \frac{G_{b2}}{G_{f2}} \quad (2-25)$$

式中： G_{b2} 为不确定因素导致遮挡的玻璃板后面的太阳辐射值， G_{f2} 为不确定因素导致遮挡的玻璃板前面的太阳辐射值。

本章基于模型与数据驱动相融合的光伏发电建模方法流程如图 2-2 所示。

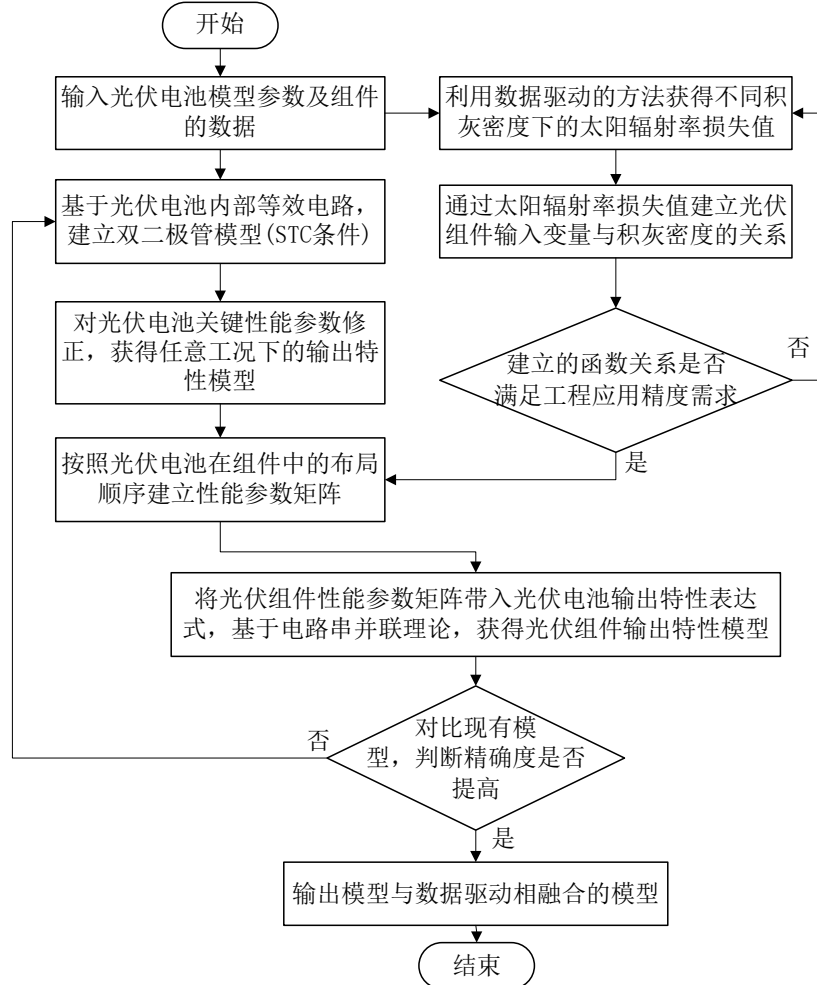


图 2-2 模型与数据驱动相融合的光伏发电建模方法流程图

2.3 实验验证

分布式光伏长期暴露在室外环境中，灰尘积累是影响光伏发电的一个不确定性因素。光伏组件表面的灰尘积累减少了光伏板所能接受的太阳辐射，本文以光伏板表面积灰为例开展相关实验研究。在外界环境作用下，光伏板表面灰尘积累量处于动态平衡状态，太阳光照的减弱作用趋于稳定。如图 2-3 示，利用数据驱

动的方法建立了描述太阳辐射透射率损失值与灰尘密度的关系函数，如式(2-26)所示。

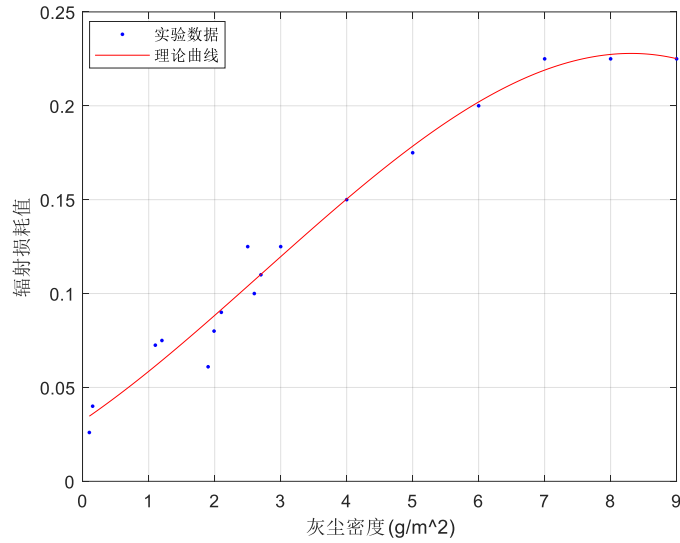


图 2-3 积灰密度与辐射损耗值的变化规律

$$\Delta\tau = -0.0003356\rho^3 + 0.002745\rho^2 + 0.02391\rho + 0.03227 \quad (2-26)$$

式中： ρ 为玻璃面板上的灰尘密度， g/m^2 。

为模拟光伏在多种不同工作条件下输出特性，利用 MATLAB R2021a 软件中的 Simulink 仿真平台中建立双二极管光伏模型。其在标准测试条件下的性能参数为： $I_{sc} = 8.02\text{A}$ ， $V_{oc} = 0.61\text{V}$ ， $I_m = 7.39\text{A}$ ， $V_m = 0.49\text{V}$ ，光伏电池仿真模型如图 2-4 所示，内部子系统部分仿真模型如图 2-5 所示。

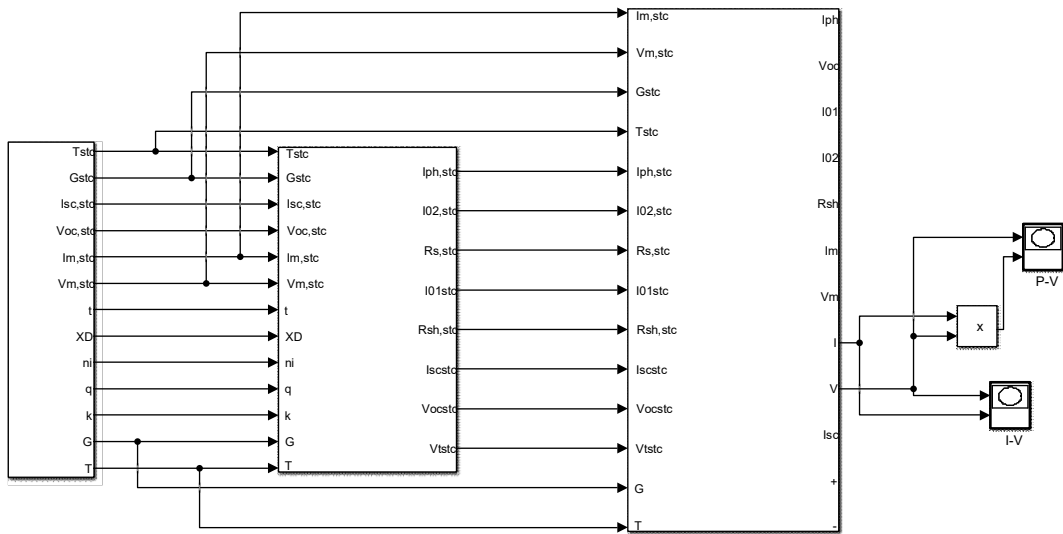


图 2-4 光伏电池仿真模型

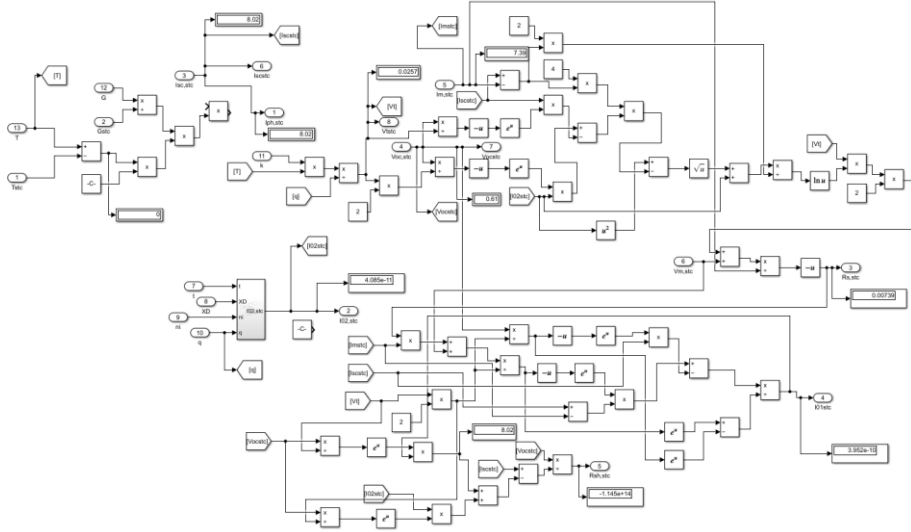


图 2-5 光伏电池子系统仿真模型结构

根据上述光伏电池模型，选取 4×3 的光伏组件结构，将光伏电池单体先串联后并联，搭建其仿真模型。

分布式光伏长期暴露在自然环境中，积灰等不确定性因素将影响光伏的实际输出特性，本节以灰尘积累为例，在标准测试条件下开展实验研究，考虑光伏板表面全部积灰与部分积灰两种不同情形下光伏发电的输出特性。

(1) 不确定性条件下的全局遮挡

大多数研究者在建立光伏输出功率与辐照度模型时通常都遵循线性规律，如式(2-27)所示：

$$P = G \bullet \frac{P_{\text{STC}}}{1000} \quad (2-27)$$

式中： P_{STC} 为标准测试条件下光伏组件的输出功率。

将式(2-27)与光伏不确定性指标以及数据驱动所得关系可建立如式(2-28)所示。

$$P = P_{\text{STC}}(1 - \Delta\tau) = P_{\text{STC}}(0.0003356\rho^3 - 0.002745\rho^2 - 0.02391\rho + 0.96773) \quad (2-28)$$

上式给出了在考虑光伏不确定性因素灰尘积累时光伏输出功率与积灰密度之间关系。

为研究灰尘这一不确定因素对光伏输出特性的影响，在 Simulink 中建立光伏组件模型。图 2-6 给出了在不同灰尘密度下含尘模块的 $I-U$ 曲线和 $P-U$ 曲线

图。

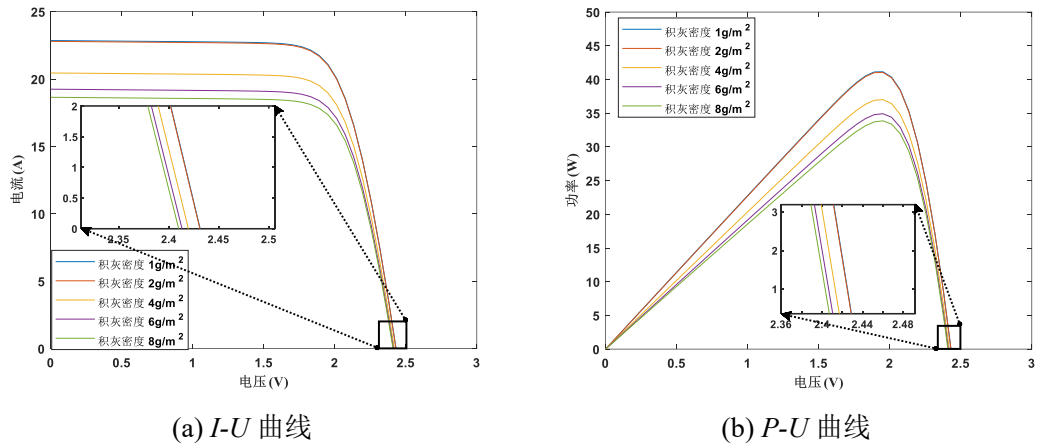


图 2-6 光伏组件全局遮挡下的输出特性

从图 2-6 可以看出,随着积灰密度的增长,光伏组件的发电能力呈现出显著的降低趋势。可见灰尘这一不确定性因素对光伏出力有着明显的影响,通过不确定性因素指标给出了光伏出力与灰尘密度的关系,为光伏出力预测提供了更多方法。

(2) 不确定性条件下局部遮挡

分布式光伏在实际工作环境中不仅会面临全局范围的遮挡,更会面临不确定性因素带来局部遮挡的工作状况。此种情况下光伏输出特性相对复杂,选取积灰密度为 $5.9\text{g}/\text{m}^2$ 的局部遮挡工作情形,计算不确定性指标太阳辐射透射率损失值,利用所提模型进行以下两组光伏输出特性实验验证,参数表见表 2-1 所示,其中 PV11 表示光伏组件中第 1 行 1 列的光伏电池, PV43 表示光伏组件中第 4 行第 3 列的光伏电池,其它情形以此类推。

根据表 2-1 参数指标进行仿真实验,得到输出特性曲线如图 2-7 所示。

表 2-1 光伏组件仿真实验情况表

案例	辐射率损失值	
	0	20%
情况 1	PV11—PV43	其它
情况 2	其它	PV41、PV42、PV43

由图 2-7 可以看出,在考虑光伏出力过程中不确定性因素带来的局部遮挡情况下,光伏组件的 $I-U$ 和 $P-U$ 输出特性曲线相比较于无不确定性因素条件下有

明显的改变，光伏组件 $I-U$ 曲线出现明显的下降趋势， $P-U$ 曲线出现多个峰值点。通过以上实验可知，不确定性因素会导致光伏产生功率损耗，在不同的辐射透射率损失值下，光伏输出最大功率不同；在不确定性因素的局部的遮挡条件下，光伏功率输出曲线会出现多个峰值点。

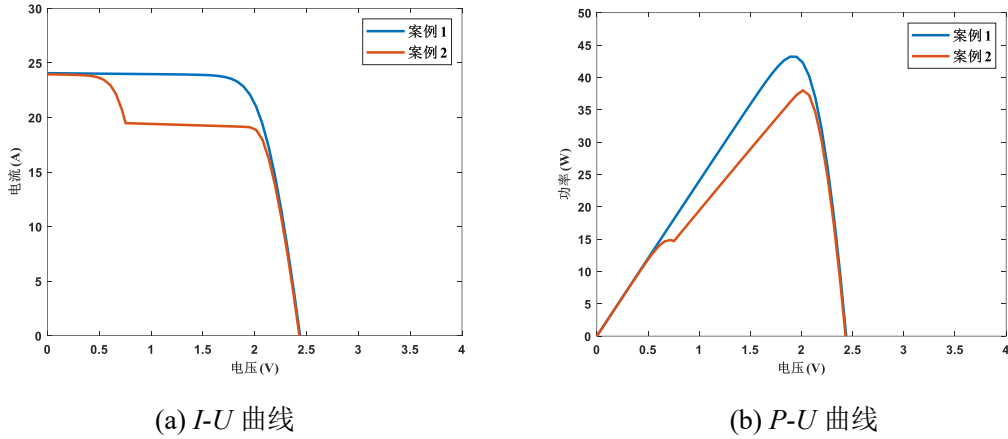


图 2-7 光伏组件局部遮挡下的输出特性

为了验证上述模型的正确性，对光伏电池单体组成的光伏组件进行实验验证，并将实验值与参考模型和本文所用的仿真模型进行对比，实验对比曲线如图 2-8 所示。

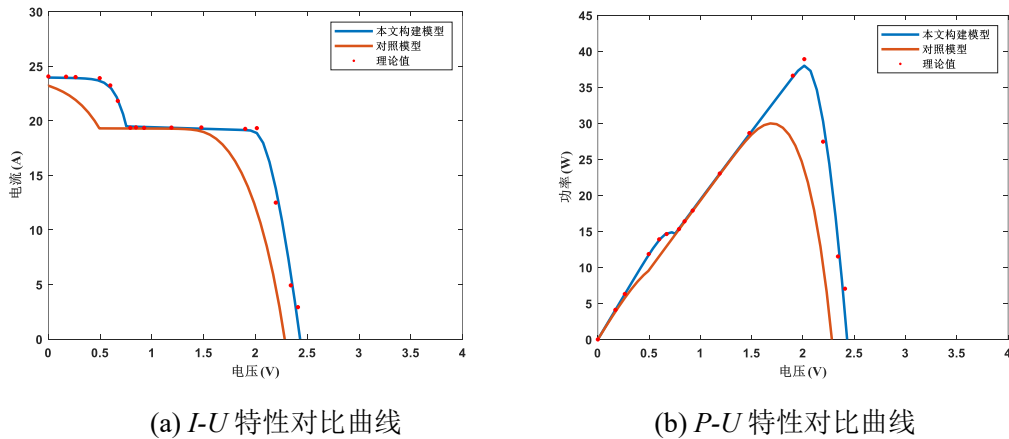


图 2-8 不同模型的仿真实验结果对比曲线

根据图 2-8 中的结果可以看出，本文所使用的模型得到的输出特性曲线不能保证与理论值的精确形状。但与采用单二极管模型的参考组相比，本文的模型拥有显著的改进效果，具有更高的精确度，尤其在开路电压附近，更接近真实值。因此，与其他模型相比，本文所提模型具有更高的精确度，在工程允许的精度之内，可以用所提模型较准确的刻画任意不确定性因素下光伏发电情况。

2.4 本章小结

本章主要研究了不确定性因素下的光伏发电建模方法,通过数学模型与数据驱动相结合的方法建立起光伏发电的模型。需要明确的是,光伏组件是由一系列单体光伏电池通过串连或并连的方式相互连接形成的;而光伏阵列或光伏发电系统,则是在此基础上进一步扩展,由多个这样的光伏组件集成装配而成。本章虽然详细研究了光伏组件的建模方法,但光伏阵列或光伏发电系统的建模方法与之相同,不再赘述。本章以太阳能电池双二极管模型为基础,运用电路串并联理论对光伏组件的输出特性建模。基于 Simulink 仿真环境,分析了不确定因素对光伏输出特性的影响,给出不确定性因素刻画指标,分别分析了针对在不同场景下的光伏发电解决方法,并通过实验对其准确性进行了验证。实验结果表明,所提模型具有更高的精确度,为光伏在不确定性因素下的发电预测提供了新的解决方案。

第3章 考虑多重不确定性的光储系统鲁棒性分析方法

在光伏和电动汽车接入电网的趋势下,传统配电网的结构、潮流等将发生变化。考虑到多重不确定性因素的影响,源侧光伏发电表现出随机性和波动性的特点,荷侧电动汽车充电需求伴随车主的主观决策,充电负荷需求在时空分布上表现出不确定性。在源荷两侧同时存在不确定性因素的情况下,光伏和电动汽车接入电网将会给电力系统的安全性、鲁棒性和稳定运行带来新的风险和挑战^[66,67]。因此,分析光伏和电动汽车接入后的光储系统鲁棒性是亟需解决的问题。考虑源侧存在的多重不确定性因素影响,研究光储系统鲁棒性变化。即将光伏出力和电动汽车充电负荷看作是光储系统的扰动变量,在这些扰动变量的不确定下聚焦到更小范围的光储系统去分析系统鲁棒性变化,而非针对整个电力系统。第2章在考虑多重不确定性因素时,首先完成了对源侧光伏不确定性因素下的发电建模。本章将在上一章的基础上继续对荷侧不确定性展开深入分析与研究,完成荷侧不确定性建模研究,即对电动汽车充电负荷需求时空分布不确定性预测进行建模研究。为提高光储系统面对源荷多重不确定性因素时系统鲁棒性变差的问题,实现光储系统鲁棒性的有效评估,综合已有鲁棒性的概念,提出“光储系统在面临光伏发电和电动汽车充电负荷时空分布多重不确定性因素的情况下,系统抵抗可靠程度和变化的能力”的鲁棒性定义。为此,研究运用基于光储系统实际运行机理的网络化模型开展鲁棒性分析,并在此基础上,针对实际光储系统潮流模型,确立了一套量化鲁棒性表现的评估指标:分别采取源荷失衡比、有功功率流波动、电压波动指数指标进行分析,从性能的角度出发进行鲁棒性评估分析。

3.1 电动汽车充电负荷建模

电动汽车出行在时间和空间的分布上具有较强的随机性和不确定性,其出行行为及充电行为紧密相关于配电网、交通路网、天气情况和排队等待充电时间等。因此在电动汽车不确定性建模中,应该考虑这些因素对充电负荷的影响。本节以电动汽车出行的动态特性为基础,研究交通路网结构、天气状况、充电时间等因素对电动汽车行驶和充电需求的影响,并构建一个依托实时动态交通网络信息的电动汽车充电负荷需求时空分布不确定性预测模型。模型构建过程中,首先分别

建立融和路段阻抗和节点阻抗的动态交通路网模型以及电动汽车行驶行为模型，然后引入起止矩阵(Origin Destination, OD)分析方法为电动汽车出行特性分配起止矩阵，并运用实时 Dijkstra 算法为电动汽车出行规划提供最佳行驶路线方案^[68]。

3.1.1 交通路网建模

电动汽车在出行过程中会受到路网结构和道路拥堵情况的影响，因此需要建立路网、电网和车网融合模型对电动汽车的充电负荷时空不确定性分析。利用图论的方法对交通路网进行建模^[69]，本文主要研究城市交通路网对电动汽车充电负荷的影响。城市交通路网具有多交叉路口、多红绿灯产生等待时间等特点，因此城市交通路网路阻模型^[70]可以表示为

$$W_{ij}^k(t) = Cv_i(t) + Rv_{ij}(t) \quad (3-1)$$

式中： $W_{ij}^k(t)$ 表示节点 v_i 和节点 v_j 之间在日内第 k 个时间段交通路网的路阻， $Cv_i(t)$ 表示节点阻抗模型， $Rv_{ij}(t)$ 为路段阻抗模型， v_i 表示第 i 个节点， v_{ij} 表示节点 v_i 和节点 v_j 之间的路段。

为量化电动汽车道路出行代价，对交通路网实时流量和路段通行时间进行研究。根据城市交通状况划分标准，利用交通路网饱和度指标 S 可将交通路网分成畅通 ($0 < S \leq 0.6$)、缓行 ($0.6 < S \leq 0.8$)、拥挤 ($0.8 < S \leq 1.0$) 和严重拥堵 ($1.0 < S \leq 2.0$)。根据交通路网的实时通行效能，可对应得出不同交通路网饱和度指标下的路段通行阻抗模型和节点阻抗模型。

(1) 路段阻抗模型

$$Rv_{ij}(t) = \begin{cases} R^1 v_{ij}(t) : t_0(1 + \alpha(S)^\beta), & 0 < S \leq 1.0 \\ R^2 v_{ij}(t) : t_0(1 + \alpha(2 - S)^\beta), & 1.0 < S \leq 2.0 \end{cases} \quad (3-2)$$

式中： $S = Q/C$ ， Q 为交通路网的中路段的交通流量， C 为该路段的通行能力； t_0 为零交通流量情况下的通行时间， α 和 β 为阻抗影响因子。

(2) 节点阻抗模型

$$Cv_i(t) = \begin{cases} C^1 v_i(t) : \frac{9}{10} \left[\frac{c(1-\lambda)^2}{2(1-\lambda S)} + \frac{S^2}{2q(1-S)} \right], & 0 < S \leq 0.6 \\ C^2 v_i(t) : \frac{c(1-\lambda)^2}{2(1-\lambda S)} + \frac{1.5(S-0.6)}{1-S} S, & S > 0.6 \end{cases} \quad (3-3)$$

式中：\$c\$ 为交通灯的周期时长，\$\lambda\$ 代表着绿灯时间与整个信号周期的比值，即绿信比，\$q\$ 为交通路网的路段车辆到达率。

观察式(3-2)和式(3-3)可以发现，交通路网的饱和度指标是构建路段阻抗模型和节点阻抗模型中的关键变量，通过整合这两个模型中的饱和度指标，可以综合得出交通路网的道路阻抗值。

(3) 道路阻抗模型

$$w_{ij}^k(t) = \begin{cases} R^1 v_{ij}(t) + C^1 v_i(t), & 0 < S \leq 0.6 \\ R^1 v_{ij}(t) + C^2 v_i(t), & 0.6 < S \leq 0.8 \\ R^2 v_{ij}(t) + C^1 v_i(t), & 0.8 < S \leq 1.0 \\ R^2 v_{ij}(t) + C^2 v_i(t), & 1.0 < S \leq 2.0 \end{cases} \quad (3-4)$$

3.1.2 电动汽车出行行为建模

本文围绕私家车、出租车和其它公用车三种不同类型的电动汽车开展实验探究，通过利用 OD 起止矩阵并结合蒙特卡洛抽样的方法为三种类型的电动汽车出行起始位置、结束位置、出发时刻和返程时刻初始化相应的值。OD 起止概率矩阵为：

$$C_{ij}^K = \frac{b_{ij}^K}{\sum_{j=1}^M b_{ij}^K}, (1 < i < n, 1 < j < n, i \neq j) \quad (3-5)$$

式中：\$b_{ij}^K\$ 为 \$T\$ 时段初始交通节点 \$i\$ 到目的地交通节点 \$j\$ 的电动汽车通行量，\$C_{ij}^K\$ 表示从节点 \$i\$ 到节点 \$j\$ 之间的出行概率。其中，根据美国交通部(National Household Travel Survey, NHTS)的调查数据结合现有关于电动汽车出行习惯的研究分析，电动汽车的出行与返回时间分布可被合理假设为遵循正态分布规律。电动汽车的出发时刻概率密度如式(3-6)所示：

$$f(t_1) = \begin{cases} \frac{1}{\sigma_1 \sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(t_1 - \mu_1)^2}{2\sigma_1^2}\right], & 0 < t_1 \leq \mu_1 + 12 \\ \frac{1}{\sigma_1 \sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(t_1 - 24 - \mu_1)^2}{2\sigma_1^2}\right], & \mu_1 + 12 < t_1 \leq 24 \end{cases} \quad (3-6)$$

式中：\$t_1\$ 表示电动汽车的具体出发时刻，\$\mu_1\$ 表示电动汽车出发时刻的平均值，\$\sigma_1\$

表示车辆出发时刻的标准差。

电动汽车返程时刻的概率密度函数如式(3-7)所示：

$$f(t_2) = \begin{cases} \frac{1}{\sigma_2 \sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(t_2 + 24 - \mu_2)^2}{2\sigma_2^2}\right], 0 < t_2 \leq \mu_2 - 12 \\ \frac{1}{\sigma_2 \sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(t_2 - \mu_2)^2}{2\sigma_2^2}\right], \mu_2 - 12 < t_2 \leq 24 \end{cases} \quad (3-7)$$

式中： t_2 为电动汽车返程时刻， μ_2 为电动汽车返程时刻的均值， σ_2 为电动汽车返程时刻的标准差。

在电动汽车 OD 矩阵确定的情况下，即每辆电动汽车的出发节点、目的地节点、出发时刻和返程时刻均已知。通过实时 Dijkstra 算法进行路径规划寻找 OD 矩阵的行程时间最小路径，确定电动汽车的行驶特性。

3.1.3 电动汽车充电行为建模

根据现有充电数据统计分析表明，电动汽车电池容量遵循正态分布规律，具体分布参数见文献[71]。此外，电动汽车初始时刻的荷电状态(State of Charge, SOC)也符合正态分布特性，为了延长电池使用寿命和出于安全考虑，设置充电上限 SOC 为 0.8 至 0.9 之间。

电动汽车行驶单位距离所消耗的电量直接决定了其电池状态，进而影响充电需求的大小。车辆行驶速度、外界气温等因素均会对耗电量产生影响，目前诸多研究中常采取固定数值的方式来模拟这些变量，但这可能导致预测结果存在一定误差。实际上，耗电量会随着环境温度及车速的实时变动而发生变化，温度变化会促使车内空调系统加大制冷或制热功率，从而增加额外的耗电量。此外，交通路网的拥堵程度也会使电动汽车的耗电量增加。本文在此基础上建立了考虑环境温度和速度的耗电量模型，如式(3-8)至(3-10)所示。

$$F_{T_p} = K_{T_p} + E \quad (3-8)$$

$$K_{T_p} = \begin{cases} W_L \frac{S}{v_{ij}}, T_p > T_{p\max} \\ W_R \frac{S}{v_{ij}}, T_p > T_{p\min} \end{cases} \quad (3-9)$$

$$E = 0.21 - 0.001v_{ij} + \frac{1.531}{v_{ij}} \quad (3-10)$$

式中： K_{T_p} 表示环境温度为 T_p 时，车辆以速度 v_{ij} 行驶 S 公里空调所消耗的电量， $T_{p\min}$ 和 $T_{p\max}$ 表示空调制热的温度上限和制冷温度的下限， W_L 和 W_R 表示空调的制冷和制热功率， E 为不同行驶速度下单位行驶距离的耗电量， F_{T_p} 为环境温度 T_p 速度 v_{ij} 时车辆每行驶单位距离所消耗的电量。

鉴于本文研究涉及的三种不同类型的电动汽车出行特性各异，针对每种车型设定了相应的充电触发规则。对于私家电动汽车，其主要行驶于居住地和工地之间，当车辆当前电量不足以支撑下一轮行程时，将触发充电需求。而对于出租车这类主要用于短途运输且行车轨迹较不固定的车辆，当检测到电池剩余电量跌落到预设阈值之下时，便会触发充电需求。至于其他类型的公务用车，由于其在日常行驶中频繁且不定向地完成多次出行任务，系统会在每次出行前进行电量评估，如果预测到当前电量无法支持抵达目的地，则同样会及时触发充电需求。针对不同类型的电动车通常其充电功率也会不同，私家车通常选择慢充，出租车和其它公用车由于出行次数多，急于用车，等待时间短，通常选择快充方式，本文电动汽车慢充功率设置为 12KW，快充功率设置为 48KW。

当车辆当前所剩电量触发充电条件时，车主通常倾向于寻找最近的充电站进行充电，但当充电站有较多车辆等待充电时，则需要考虑车主的排队等待时间。本文基于 M/M/c 排队论描述电动汽车车主在充电站的排队等待时长。车辆在抵达充电站的过程服从泊松分布，若每小时充电站需要充电服务的需求量为 λ ，则平均排队等待的时间 w_q 可以表示为式(3-11)。

$$W_q = \frac{(c\rho)^c \rho}{c!(1-\rho)^2 \lambda} P_0 \quad (3-11)$$

$$P_0 = \left[\sum_{k=0}^{c-1} \frac{1}{k!} \left(\frac{\lambda}{\mu} \right)^k + \frac{1}{c!} \cdot \frac{1}{1-\rho} \cdot \left(\frac{\lambda}{\mu} \right)^c \right]^{-1} \quad (3-12)$$

$$\rho = \frac{\lambda}{c\mu} \quad (3-13)$$

平均队长 L_s 为

$$L_s = \frac{(c\rho)^c \rho}{c!(1-\rho)^2} P_0 + \frac{\lambda}{\mu} \quad (3-14)$$

式中： c 表示充电站内配备的充电桩数量， μ 表示每个充电桩在单位时间能够完成充电服务的电动汽车数量，是电动汽车充电时长的倒数， ρ 为充电桩的服务强度。

在建立各部分的模型后，图 3-1 给出了电动汽车充电负荷需求时空分布不确定性预测建模方法流程图。

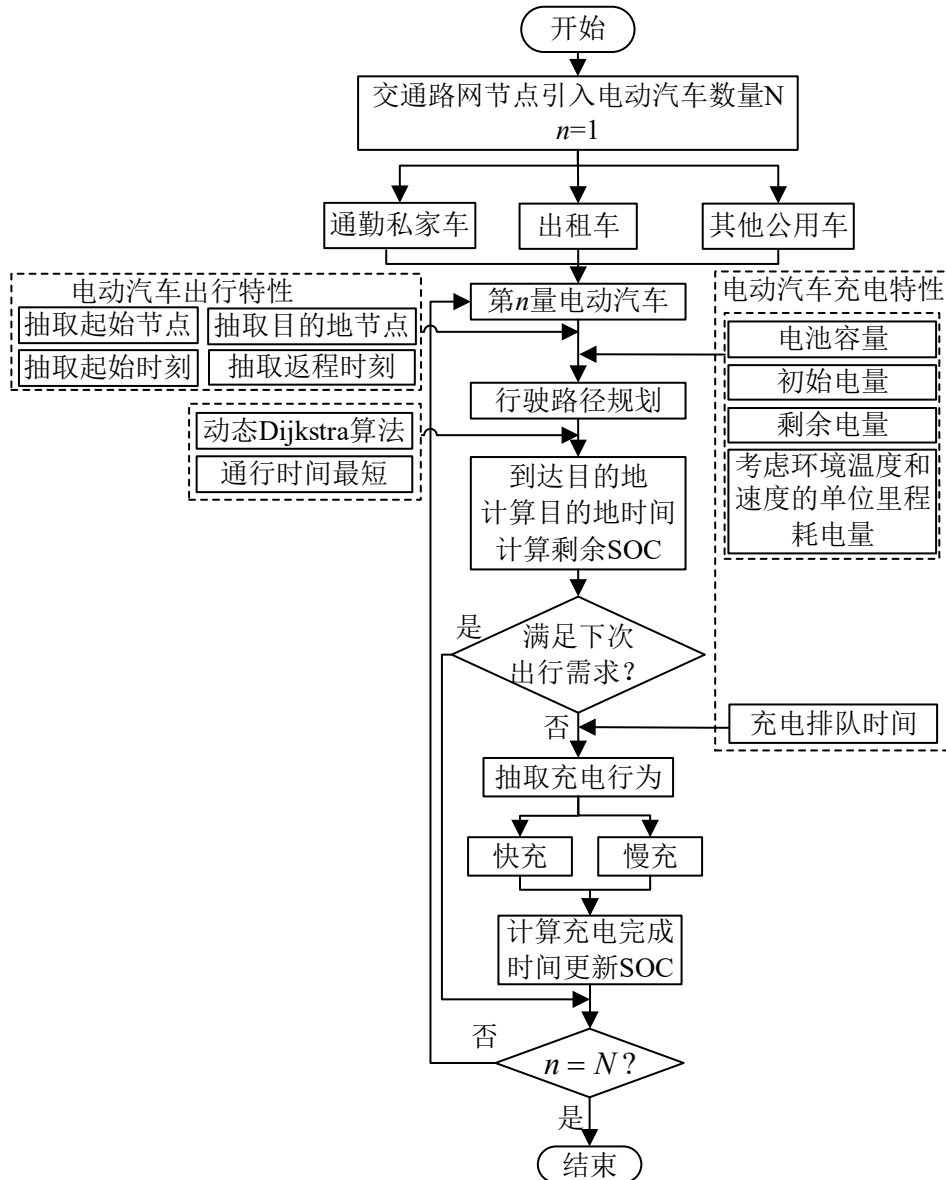


图 3-1 电动汽车充电负荷需求时空分布不确定性预测建模方法流程图

由图 3-1 知，电动汽车的充电负荷时空分布不确定建模步骤如下：

- (1) 建立交通路网模型，在不同的节点处引入不同数量和类型的电动汽车；

(2) 根据电动汽车的出行特性和充电特性，采用蒙特卡洛法进行随机抽样，以生成符合预设条件的相关参数；

(3) 采用实时 Dijkstra 算法为电动汽车路径规划寻找出行时间最短路径，更新相关参数；

(4) 根据各节点电动汽车类型、充电时长和充电功率等因素计算实时充电负荷并累加求得各节点各时刻总的电动汽车充电负荷。

3.2 分布式光储系统鲁棒性分析

3.2.1 分析框架

分布式光储系统是由分布式光伏电站、储能系统和逆变器等部分组成的微电网。考虑源荷多重不确定性因素对分布式光储系统鲁棒性变化的影响，选择基于分布式光储系统实际运行情况的模型，建立了基于性能的模型，尽可能的接近分布式光储系统的实际运行机理。

本文构建的分布式光储系统的鲁棒性分析框架将研究过程分解为四个关键步骤：考虑不确定性因素的建模、理论分析、仿真分析和得出结论。首先对源荷的不确定性进行分析，建立考虑不确定性模型。其次，对系统进行理论分析，建立基于实际运行情况的模型，并对系统性能指标进行计算，得到分布式光储系统初始状态下的性能指标。然后，当考虑源荷多重不确定性因素对系统的影响时，分别从源的不确定性、荷的不确定性、源荷的不确定性三种角度出发进行情形模拟，分析源与荷的不确定性下状态下的系统，并运用提出的鲁棒性指标对系统性能波动进行量化评估，从而获得关于系统鲁棒性的结果。光储系统鲁棒性分析框架如图 3-2 所示。

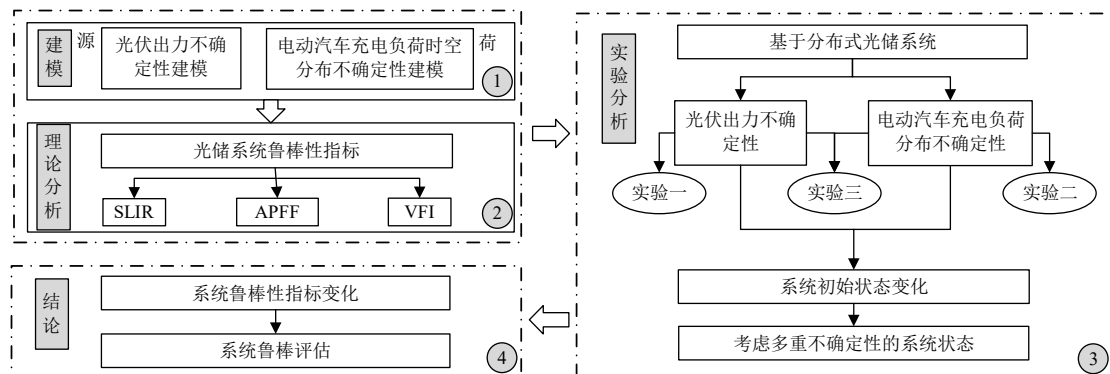


图 3-2 光储系统鲁棒性分析框架

3.2.2 鲁棒性评估指标

本文采用了三种电力系统的性能指标，分别为源荷失衡比、有功功率流波动、电压波动指数，其中源荷失衡比和有功功率流波动是全局性指标，电压波动指数则为局部鲁棒性指标。

(1) 源荷失衡比

源荷失衡比(SLIR)指标反应了在光伏出力和电动汽车充电负荷时空分布不确定性条件下，其功率失衡情况对系统鲁棒性的影响。将分布式光伏系统分解为若干个子网，每个子网产生的源荷失衡比为

$$\Delta E_i = L_i - G_i \quad (3-15)$$

式中： L_i 是子网*i*的电动汽车充电负荷， G_i 是子网*i*的光伏发电发电量。于是整个光储系统的源荷失衡比为：

$$SLIR = \frac{\sum_i \Delta E_i}{P_{load}} \quad (3-16)$$

式中： P_{load} 为整个系统的负荷需求。

(2) 有功功率流波动

有功功率流波动(APFF)指标定义为分布式光伏和电动汽车接入电网后给系统有功功率带来的变化比例，可度量分布式光伏和电动汽车对系统有功的影响，其定义如下：

$$APFF = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N P_1^i}{\sum_{i=1}^N P_0^i} \quad (3-17)$$

式中： P_0^i 为初始状态第*i*个子网发出有功功率的大小， P_1^i 为系统考虑分布式光伏和电动汽车多重不确定性时第*i*个子网发出有功功率大小。

(3) 电压波动指数

电压波动指数(VFI)是衡量电网电压节点变化的指标，反应了分布式光伏出力和电动汽车充电负荷的不确定性对系统电压带来的影响，其定义如下：

$$VFI = \frac{S_{Vi}}{D_{Vi}} \quad (3-18)$$

式中： S_{Vi} 为第*i*个节点的电压越限严重度， D_{Vi} 为电压偏离度，其计算表达式如下所示：

$$S_{Vi} = \begin{cases} 0, & V_i^{\min} \leq V_i \leq V_i^{\max} \\ \frac{V_i^{\min} - V_i}{V_i^{\min}}, & V_i < V_i^{\min} \\ \frac{V_i - V_i^{\max}}{V_i^{\max}}, & V_i > V_i^{\max} \end{cases} \quad (3-19)$$

$$D_{Vi} = \frac{V_i - V_N}{V_N} \quad (3-20)$$

式中： V_i 表示第*i*个节点的电压， $V_i^{\min}$ 为节点*i*的电压幅值下限， $V_i^{\max}$ 为节点*i*处电压幅值上限。本文设置节点电压下限为 $0.95V_N$ ，电压上限为 $1.05V_N$ ， V_N 为系统的额定电压。

3.3 算例分析

基于 MATLAB R2021a 平台，以标准 IEEE33 节点网络系统为基础，如图 3-3 所示，在该网络系统基础上以并入分布式光伏组成的分布式光储系统为研究对象，考虑分布光伏出力不确定性情形、电动汽车充电负荷需求分布时空不确定性情形及两者相结合的综合不确定性情形这三种情况下对系统鲁棒性进行分析，其中分布式光伏分别接入在 6、14、20 和 33 节点，电动汽车分布在各个节点。

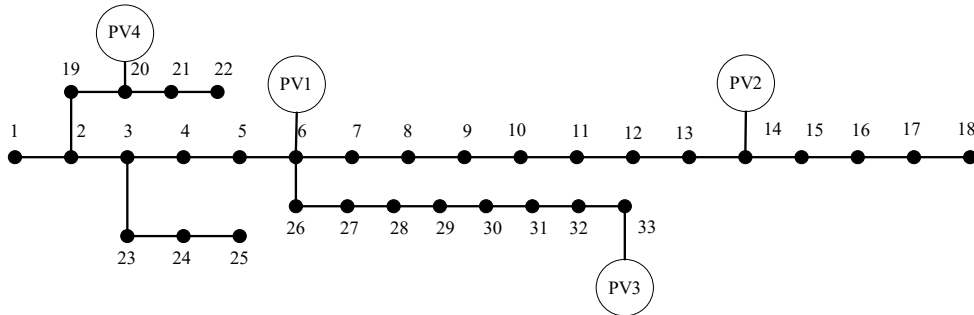
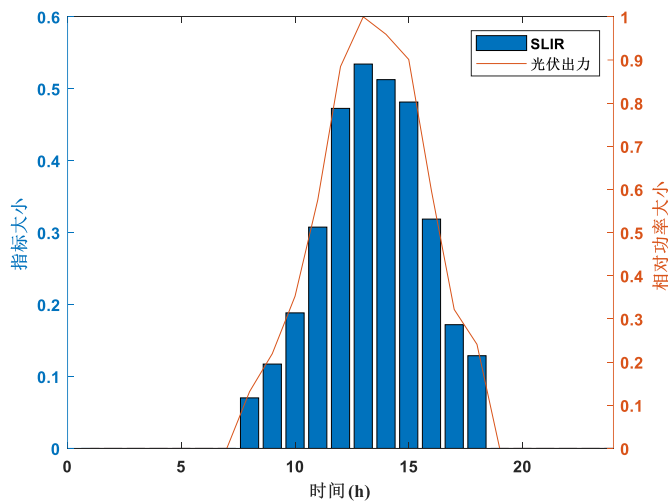


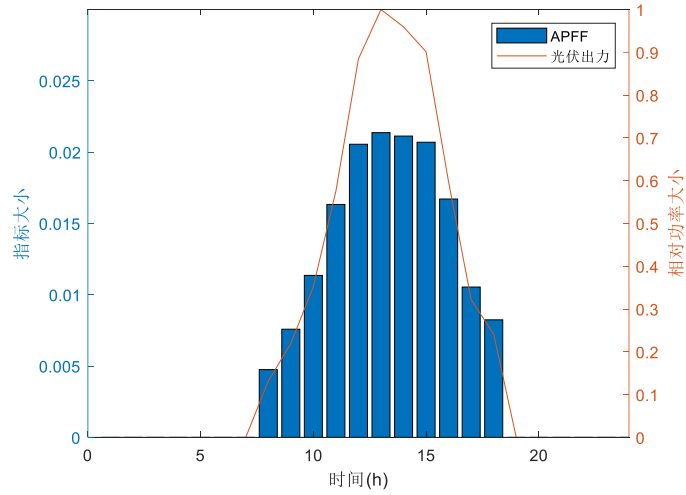
图 3-3 IEEE33 节点系统

3.3.1 光伏出力不确定性

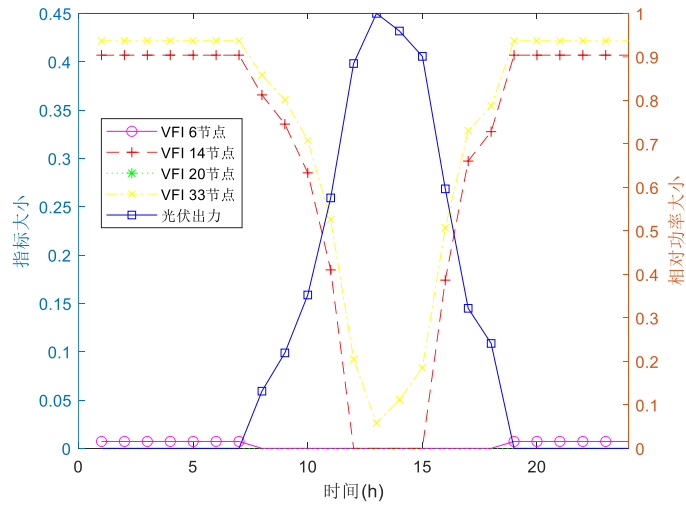
在分布式光伏出力不确定性情形下,根据本文建立的不确定性模型和分布式光储系统自身特性得到的仿真结果如图 3-4 所示。定义相对功率大小为当前分布式光伏出力与其出力最大值的比值,即 $RP_{PV} = P / P_{\max}$ 。从图 3-4 中可知,在 0 至 7 时刻和 19 至 24 时刻,源荷失衡比和有功功率流波动均为 0,这是因为这个时间段没有太阳光照,光伏出力为 0,因此分布式光伏对系统未产生任何影响,系统鲁棒性没有变化。在 10 时刻,当 $RP_{PV} = 0.35$ 时,源荷失衡比快速增大,当 $RP_{PV} = 0.88$ 时,此时源荷失衡比继续增大但增速放缓,当 $RP_{PV} = 1$ 时,源荷失衡比达到峰值,系统鲁棒性达到最差状态。在此之后,源荷失衡比开始下降,当 $RP_{PV} = 0.60$ 时快速下降,这是由于自 15 时太阳辐照强度降低速度较快,导致光伏出力下降较快,系统鲁棒性也随之降低。有功功率流波动和源荷失衡比有着相似的特性,呈现相出先增长后下降的变化趋势,其在峰值附近呈现出相对平稳。从图中可以看出,APFF 的值均为正,这表明在接入分布式光伏后系统的有功功率出现了减小的情况。电压波动指数则呈现出相反的趋势,以分布式光伏接入点为例,6 节点和 20 节点处电压波动指数基本趋于 0,而 14 节点和 33 节点处电压波动指数伴随着分布式光伏出力的先增加后减小呈现出先减小趋于 0 然后逐渐增大,随着分布式光伏出力的结束,电压波动指数逐渐恢复至原来水平。



(a) 源荷失衡比变化曲线



(b) 有功功率流波动变化曲线



(c) 关键节点电压波动指数变换曲线

图 3-4 光伏出力不确定性下的指标变化

不难看出，在仅考虑分布式光伏出力不确定性这一因素对系统鲁棒性的影响时，随着分布式光伏出力的变化，所采用的源荷失衡比和有功功率流波动这两种指标出现相似的变化趋势，它们表现为正相关关系，而电压波动指数则呈现出相反的趋势。这一结果表明，分布式光伏接入系统使得系统整体鲁棒性变差，但是考虑局部特性时，系统节点电压却趋于利好。

3.3.2 电动汽车充电负荷不确定性

在电动汽车不确定性建模的基础上，通过具体的算例预测电动汽车充电需求负荷时空分布及对分布式光储系统鲁棒性的影响。仿真时间为日内 24 小时，将

有充电需求的电动汽车采用慢充和快充这两种模式给予充电服务，图 3-5 给出了电动汽车充电需求随时间和空间变化的分布情况。

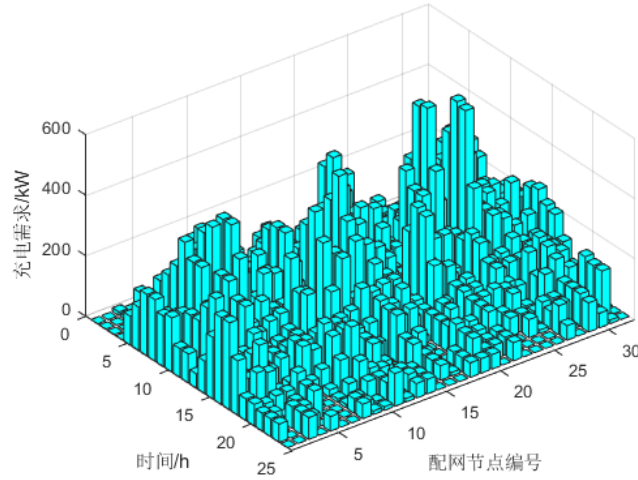
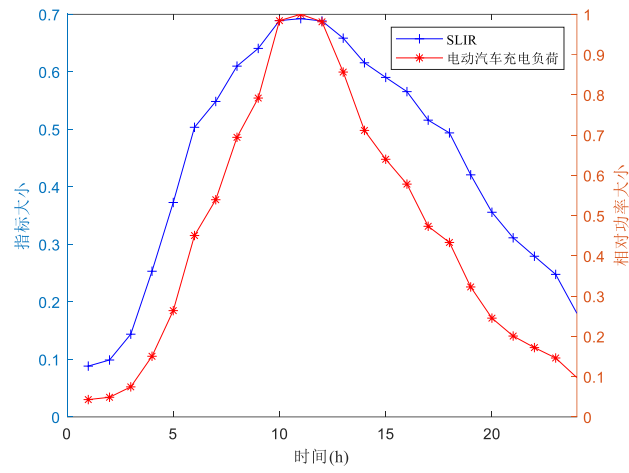


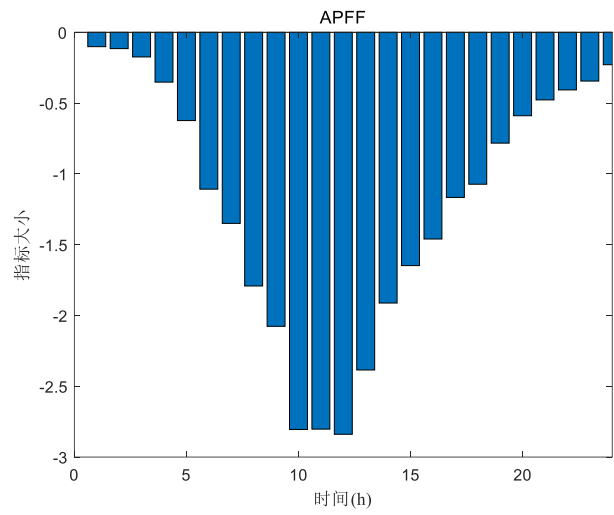
图 3-5 电动汽车充电负荷需求时空分布

为了更好的体现电动汽车充电负荷对系统鲁棒性的影响，定义相对功率大小为电动汽车实时充电负荷与最大充电负荷的比值，即 $RP_{EV} = P / P_{\max}$ 。根据本文所建立的电动汽车充电负荷需求分布模型和分布式光储系统自身特性得到的仿真结果如图 3-6 所示。从图 3-6 中可以看出，源荷失衡比在起始时刻缓慢增长，当 $RP_{EV} = 0.15$ 时出现陡升，这是因为在夜间时段电动汽车充电的数量不断增加，充电负荷需求不断上涨，最终在 $RP_{EV} = 1$ 时到达峰值，之后处于不断下降趋势，这是由于该区域公用车数量较多，而私家车数量占比较少，公用车全天会产生多次出行需求，充电次数随之增加，大多数车主会选择在午间时段给车辆补充电量。对于有功功率流波动指标，如图 3-6(b)所示，可以观察到，其整体位于横轴之下，为负值，这表明电动汽车接入电网后使得系统的有功功率不断增加，均高于系统初始状态。为便于直观的展示电动汽车充电负荷对系统有功功率流波动的影响，对其取模值处理，得到如图 3-6(c)所示仿真结果。有功功率流波动与源荷失衡比相比，它们有相同的变化趋势，但有功功率流波动更加接近电动汽车充电负荷，另外，在峰值附近，有功功率流波动处于相对平稳的变化状态。对于系统局部鲁棒性指标电压波动指数而言，选择节点 2、3、6 和 33 这四个度相对较大的节点进行评估，2 节点电压波动指数总是为 0，鲁棒性最好，3 节点在电动汽车充电负荷最大处附近电压波动指数出现小峰值，6 节点和 33 节点处电压波动指数则

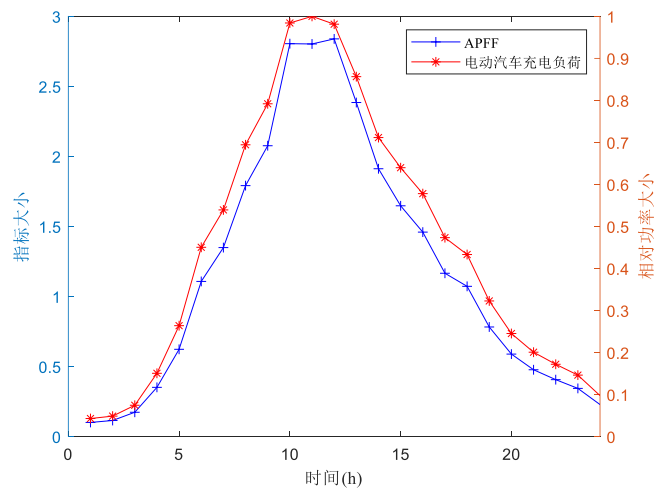
先增长后下降，其值在电动汽车充电负荷峰值处达到峰值。



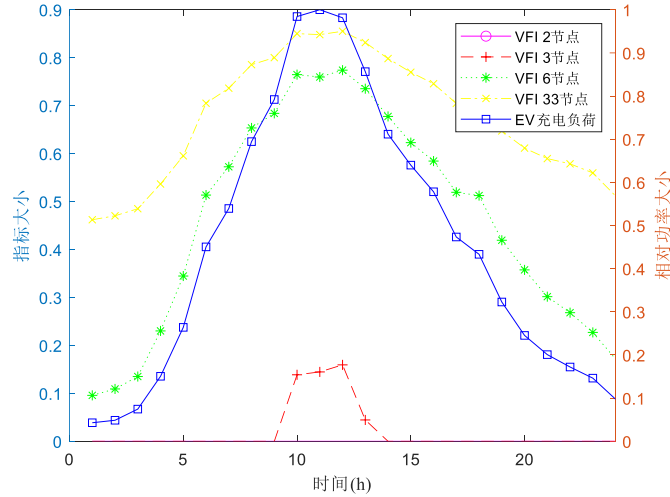
(a) 源荷失衡比变化曲线



(b) 有功功率流波动变化值



(c) 有功功率流波动变化曲线



(d) 关键节点电压波动指数变化曲线

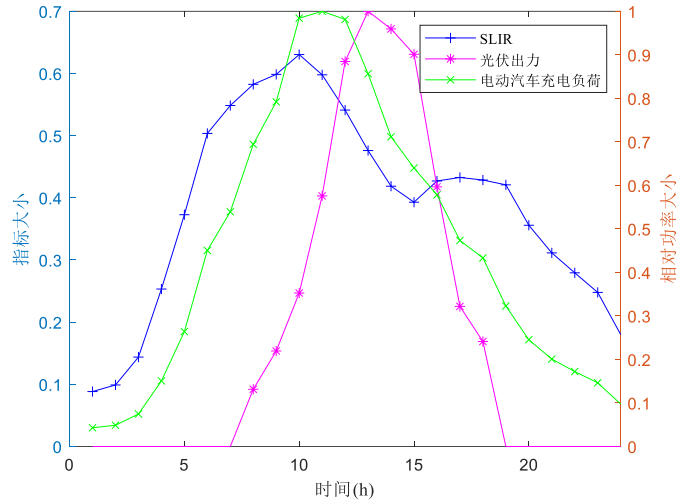
图 3-6 电动汽车充电负荷不确定性下的指标变化

可以看出，在考虑电动汽车充电负荷对系统鲁棒性影响时，源荷失衡比与电动汽车充电负荷有着相似的变化趋势，这一点和上述考虑分布式光伏接入系统的情况存在着相似性。有功功率流虽是负值，但不影响系统总体鲁棒性评估，它与源荷失衡比这个两种指标都与电动汽车充电负荷近似呈现线性关系。局部鲁棒性指标电压波动指数则表现出值越大，鲁棒性越差。

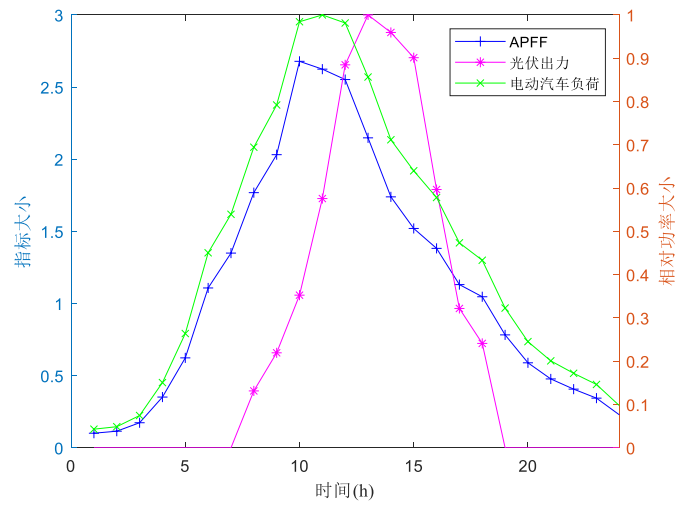
3.3.3 源荷多重不确定性

在源荷多重不确定性因素下，即考虑分布式光伏出力和电动汽车充电需求负荷时空分布的多重不确定性对系统鲁棒性的影响。具体地，本文在日内 24 小时模拟分布式光伏和电动汽车相对功率大小从 0 至 1 范围变化时，根据建立的光伏出力和电动汽车充电负荷模型以及系统自身特性得到仿真结果，如图 3-7 所示。从图 3-7 中可知，源荷失衡比在起始阶段缓慢增长，当 $RP_{EV} = 0.15$ 时，其快速增加，此时分布式光伏出力为 0，对系统未有影响，仅有电动汽车充电负荷影响系统鲁棒性。在 7 时刻， $RP_{EV} = 0.54$ ，分布式光伏输出功率不再为 0，分布式光伏和电动汽车同时接入电网，源荷失衡比增加速度明显放缓。在 10 时刻， $RP_{EV} = 0.54$ 其后达到峰值，其峰值时间均超前于电动汽车充电负荷和光伏出力的峰值时间。自 10 时刻之后，由于分布式光伏的出力快速增加和电动汽车充电负荷增速的放缓，使得系统鲁棒性逐渐变好，源荷失衡比随之下降。在 15 时，分

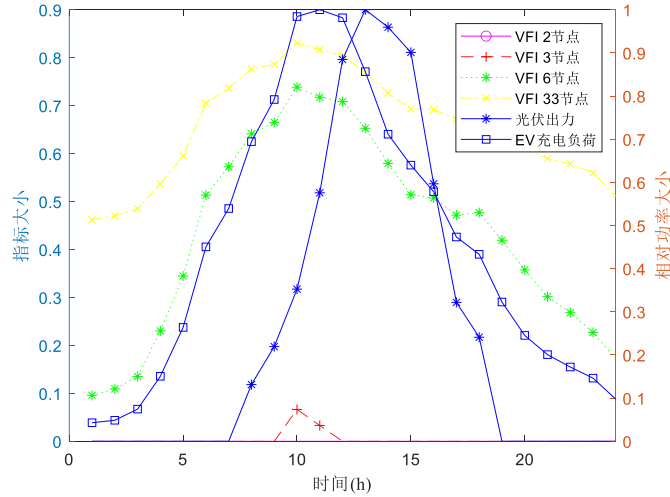
布式光伏的输出功率下降速度明显快于电动汽车充电负荷，源荷失衡比呈现出较小的增长，在 17 时到达第二个峰值。当 19 时， $RP_{PV} = 0$ 、 $RP_{EV} = 0.42$ ，即分布式光伏不再出力，电动汽车充电负荷维持在较高水平，但源荷失衡比依旧在下降。由于有功功率流其值为负，为便于比较取其模值。有功功率流波动和源荷失衡比有着相似的变化趋势，其峰值时间也超前于电动汽车充电负荷和光伏出力的峰值时间，但其仅有一个峰值，在到达峰值后便没有增长。整体来看，源荷失衡比和有功功率流波动曲线更趋近于电动汽车充电负荷的变化曲线，这说明在本文的算例下，电动汽车更容易影响系统的鲁棒性。从局部鲁棒性指标电压波动指数来看，选择度数较大的节点作为关键节点，从图中可以看出，2 节点鲁棒性略好于 3 节点，远好于 6 节点和 33 节点，而 6 节点又好于 33 节点。



(a) 源荷失衡比变化曲线



(b) 有功功率流波动变化曲线



(c) 关键节点电压波动指数变换曲线

图 3-7 源荷多重不确定性下的指标变化

从这些对比图中，可以直观地看出不同指标的变化趋势，从而得到系统鲁棒性的结论。在用有功功率流波动指标评估系统鲁棒性时与源荷失衡比评估指标存在一定的不同，说明有功功率流波动对系统的鲁棒性描述较为宽泛，虽然缺乏精度，但大幅简化了计算。

3.4 本章小结

本章针对多重不确定性因素下的光储系统鲁棒性变化问题，从模型的建立、分析框架、鲁棒性评估指标等方面展开了研究。首先，分析了影响电动汽车充电负荷分布的不确定性因素，建立了考虑电动汽车充电负荷需求分布不确定的分布模型；其次，给出了考虑源荷多重不确定性因素的光储系统鲁棒性分析框架，从系统特性出发，给出了评估系统鲁棒性的指标：SLIR、APFF、VFI；最后，采取IEEE33 测试节点网络对光伏出力不确定性、电动汽车充电负荷分布不确定性以及同时考虑源荷两侧不确定性三个方面展开实验，仿真实验结果表明该方法的有效性。

第 4 章 基于共享储能的光储系统鲁棒规划

光伏发电易受到天气、落叶、灰尘等不确定性因素的影响，导致其出力具有波动性和间歇性；电动汽车充电需求时空分布不确定性给系统负荷功率带来了不确定性。通过第 3 章分析可知，在源荷两侧存在不确定性因素的条件下系统鲁棒性可能变差，因此需要研究能够应对不确定性因素的光储系统鲁棒规划方法。需要指出的是，光储系统规划问题包含着两个方面的内容：即选址和定容。在受到政策、地理位置等条件约束的实际情况下，光伏和储能的选址往往较为确定和相对简单，因此本文不对选址内容展开深入研究，仅重点从光伏和储能定容方面展开，即容量优化配置方面开展研究和分析。

4.1 共享储能

4.1.1 共享储能运营模式

共享储能^[72]是一种将储能技术与共享经济相结合的应用模式，其实现了储能资源的所有权和使用权相分离，能够使得电网相关的参与方高效互动。共享储能的出现打破了传统储能自建自用的模式，使得储能需求主体和各储能主体不再处于各自孤立割裂的状态，储能资源的使用权不再归属于某一单一主体，其可以在一定范围内向多个光伏电站、电网等不同主体提供调节服务。根据多种资源之间的时空互补特性，减少了储能资源的闲置和浪费。在国内的共享储能示范工程，截止 2022 年青海电网共享储能电站累计增发新能源电量突破 1 亿千瓦时。目前发电侧的共享储能电站主要有两种基本结构：分散式和集中式共享储能电站。分散式共享储能电站能够在保证自身需求的前提下将自身剩余的储能资源通过共享的方式给电网中有需求的主体，而集中式共享储能电站可以是多方出资共同完成建设，亦或是由独立的第三方出资完成建设。随着分布式光伏和电动汽车等对电网渗透率的提高，使得原有的分散式储能电站建设维护成本不断提高，储能的灵活调节能力难以得到满足。集中式共享储能电站可以通过合理的资源优化配置方法减少分散式储能建设的总容量，避免原有的分散式储能存在过多资源闲置的情况，可有大幅降低储能资源的冗余建设成本，提高储能资源的利用率。

电源侧集中式共享储能能在减少弃电、现货交易、预测偏差、深度调峰等诸多场景中存在应用。电源侧集中式共享储能电站能够有效应对多种资源需求,利用不同资源之间在时间和空间上的差异性和互补性,盘活共享储能资源的利用率,在降低共享储能电站的投资建设成本时,保证运行阶段的经济与高效性,达到缩短共享储能电站项目投资的整体回报年限的目的。集中式共享储能电站在参与电网的互动时,利用分时电价机制的调控,在光伏电站发电大于电网整体需求时,为避免大量的弃光现象,利用较低的价格将电能转到储能中;在光伏发电能力无法满足电网负荷需求时,通过释放储能中的电量以满足发电不足的缺额,保证了电网发电与用电的近似平衡,促进了光伏消纳能力,减少了弃光弃电现象。

4.1.2 基于共享储能的光储系统结构

基于共享的光储系统架构如图 4-1 所示,图中光伏能源系统 1、光伏能源系统 2、...、光伏能源系统 n 分别为不同点接入的光伏发电微网。各光伏能源系统共享一个集中式共享储能电站,其共同组成光储系统结构。光伏能源系统间通过能量互补减少所需配置的共享储能容量,避免过多的储能资源闲置,从而提高储能资源的利用率。光储系统内优先通过功率交互的形式完成能量互补,再通过共享储能调度的形式弥补功率缺额。

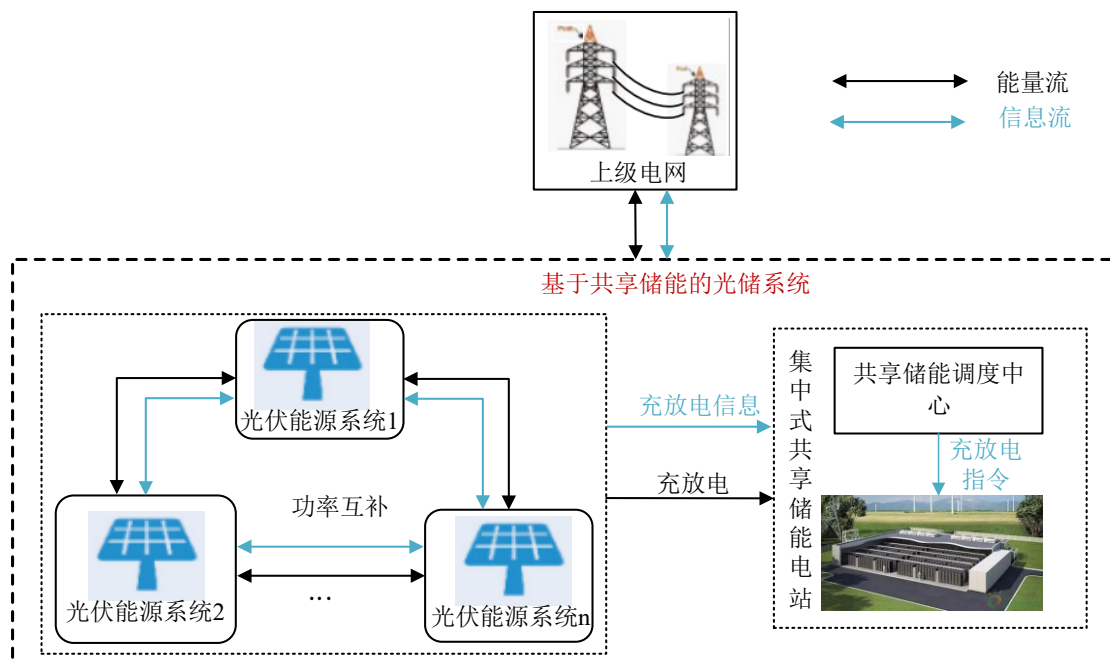


图 4-1 基于共享储能的光储系统架构

共享储能电站调度中心在汇总系统内所有发电、用电需求等信息后,制定共

享储能电站的充放电策略。共享储能电站的收益主要来自两个部分：第一，共享储能电站向光伏电站等主体提供租赁服务；第二：通过分时电价机制在低价时存储电能，在高价时售出电能赚取其中的差价。

4.2 光储系统确定性规划模型

4.2.1 目标函数

本模型以光储系统规划期间的项目总成本最小为目标函数，主要考虑了投资建设和运行维护成本，投资成本主要包含折算到每年的光伏和共享储能的投资成本，运行成本主要包括光伏、共享储能系统内各单元的维护成本、购售电成本及燃气轮机的购气成本。目标函数的表达式如式(4-1)所示：

$$\min C_{\text{total}} = C_{\text{int}} + C_{\text{ope}} \quad (4-1)$$

式中： C_{total} 为系统规划期间内的综合成本； C_{int} 为光储系统投资建设成本； C_{ope} 为光储系统运行成本。

上式中，各设备的投资建设成本、运行维护成本的具体计算方法如下：

(1) 投资建设成本

投资建设成本采用折算到每年的费用成本，具体地，年投资建设成本包括光伏和共享储能的投资建设成本，如式(4-2)所示：

$$C_{\text{int}} = \frac{\rho(1+\rho)^{r_{\text{bat}}}}{(1+\rho)^{r_{\text{bat}}} - 1} c_{\text{bat.int}} E_{\text{bat.max}} + \frac{\rho(1+\rho)^{r_{\text{pv}}}}{(1+\rho)^{r_{\text{pv}}} - 1} c_{\text{pv.int}} P_{\text{pv.max}} \quad (4-2)$$

式中： ρ 为光伏和共享储能设备的投资贴现率； r_{bat} 为共享储能设备的使用寿命； $c_{\text{bat.int}}$ 为共享储能设备的单位容量投资成本； $E_{\text{bat.max}}$ 为共享储能装置的容量； r_{pv} 为光伏装置的使用寿命； $c_{\text{pv.int}}$ 为光伏装置的单位容量投资成本； $P_{\text{pv.max}}$ 为光伏装置的容量。

光储系统运行维护成本包括系统内各单元维护 C_{om} 、购售电成本 C_{grid} 和购气成本 C_{fuel} ，如式(4-3)所示：

$$C_{\text{ope}} = C_{\text{om}} + C_{\text{grid}} + C_{\text{fuel}} \quad (4-3)$$

(2) 运行维护成本

光储系统运行维护成本包括光伏、共享储能和燃气轮机设备的运行维护费用，其计算表达式如下所示：

$$\begin{cases} C_{\text{om}} = C_{\text{om.pv}} + C_{\text{om.bat}} + C_{\text{om.gt}} \\ C_{\text{om.pv}} = \sum_{d=1}^{365} \sum_{t=1}^{24} c_{\text{pv}} u_{\text{pv},d}(t) \Delta t \\ C_{\text{om.bat}} = \sum_{d=1}^{365} \sum_{t=1}^{24} c_{\text{bat}} P_{\text{bat},d}(t) \Delta t \\ C_{\text{om.gt}} = \sum_{d=1}^{365} \sum_{t=1}^{24} c_{\text{gt}} P_{\text{gt},d}(t) \Delta t \end{cases} \quad (4-4)$$

式中： $C_{\text{om.pv}}$ 为光伏设备的运行维护费用； $C_{\text{om.bat}}$ 为共享储能设备的运行维护费用； $C_{\text{om.gt}}$ 为燃气轮机的运行维护费用； d 表示天数； t 表示小时数； c_{pv} 表示光伏设备运行维护成本系数； $u_{\text{pv},d}(t)$ 表示第 d 天 t 时刻光伏装置的实际输出功率，为本章的不确定变量； Δt 为每个计量时间段的长度； c_{bat} 为共享储能装置运行维护成本系数； $P_{\text{bat},d}(t)$ 为第 d 天 t 时刻共享储能装置的实际充放电功率； c_{gt} 为燃气轮机的运行维护成本系数； $P_{\text{gt},d}(t)$ 为第 d 天 t 时刻燃气轮机的实际输出功率。

(3) 购售电成本

$$C_{\text{grid}} = \sum_{d=1}^{365} \sum_{t=1}^{24} [c_{\text{grid}}(t) P_{\text{buy},d}(t) \Delta t - c_{\text{grid}}(t) P_{\text{sell},d}(t) \Delta t] \quad (4-5)$$

式中： $c_{\text{grid}}(t)$ 为电网 t 时刻买卖电量的分时电价； $P_{\text{buy},d}(t)$ 为第 d 天 t 时刻光储系统从大电网购电功率； $P_{\text{sell},d}(t)$ 为第 d 天 t 时刻光储系统向大电网卖出电能的功率。

(4) 燃料成本

光储系统运行时，燃气轮机所需要的燃料是天然气，燃料成本可表示为

$$C_{\text{fuel}} = \sum_{d=1}^{365} \sum_{t=1}^{24} c_{\text{fuel}} P_{\text{gt},d}(t) \Delta t \quad (4-6)$$

式中： c_{fuel} 为燃料成本系数； $P_{\text{gt},d}(t)$ 为第 d 天 t 时刻燃气轮机的实际输出功率。

4.2.2 约束条件

(1) 装机容量约束

$$\begin{cases} 0 \leq P_{\text{pv,max}} \leq s_{\text{pv,max}} \\ 0 \leq E_{\text{bat,max}} \leq s_{\text{bat,max}} \end{cases} \quad (4-7)$$

式中： $s_{pv,max}$ 为受实际地域条件等因素下影响光伏所能安装的最大容量； $s_{bat,max}$ 为受实际地域条件等因素影响下共享储能可以安装的最大容量。

(2) 微型燃气轮机出力约束

$$P_{gt,min} \leq P_{gt}(t) \leq P_{gt,max} \quad (4-8)$$

式中： $P_{gt,min}$ 、 $P_{gt,max}$ 分别为微型燃气轮机出力的最小值和最大值，其取值大小与最小负载率及额定功率相关。

(3) 交互功率约束

$$\begin{cases} 0 \leq P_{buy}(t) \leq U_{grid}(t)P_{grid,max} \\ 0 \leq P_{sell}(t) \leq [1-U_{grid}(t)]P_{grid,max} \end{cases} \quad (4-9)$$

式中： U_{grid} 为二进制变量，表示光储系统的购售电状态，即 1 表示购电，0 表示售电， $P_{grid,max}$ 为光储系统与大电网联络线的最大交互功率。

(4) 共享储能装置充放电约束

$$\begin{cases} 0 \leq P_{dis}(t) \leq [1-U_{bat}(t)]P_{bat,max} \\ 0 \leq P_{ch}(t) \leq U_{bat}(t)P_{bat,max} \end{cases} \quad (4-10)$$

$$P_{bat,max} = \mu E_{bat,max} \quad (4-11)$$

式中： $P_{dis}(t)$ 表示 t 时刻共享储能设备的放电功率； $P_{ch}(t)$ 表示 t 时刻共享储能设备的充电功率； $P_{bat,max}$ 表示共享储能设备的充放电最大功率值； $U_{bat}(t)$ 为共享储能设备充放电状态的二进制变量，即 1 代表充电，0 代表放电； μ 为共享储能设备充放电上限与容量上限的比例系数，为一个固定的常数。

(5) 共享储能装置荷电状态(State of Charge, SOC)约束

$$\begin{cases} SOC(t) = [E(0) + \eta \sum_{t'=1}^t P_{ch}(t')\Delta t - \frac{1}{\eta} \sum_{t'=1}^t P_{dis}(t')\Delta t] / E_{bat,max} \\ SOC_{min} \leq SOC(t) \leq SOC_{max} \end{cases} \quad (4-12)$$

式中： $SOC(t)$ 表示 t 时刻储能设备的荷电状态值； $E(0)$ 表示储能装置的初始电量大小值； η 为储能设备的充放电效率； SOC_{min} 表示储能设备的荷电状态的最小值； SOC_{max} 表示储能设备荷电状态的最大值。

(6) 共享储能设备充放电平衡约束

$$\eta \sum_{t=1}^{24} P_{\text{ch}}(t) \Delta t - \frac{1}{\eta} \sum_{t=1}^{24} P_{\text{dis}}(t) \Delta t = 0 \quad (4-13)$$

(7) 功率平衡约束

$$P_{\text{dis}}(t) - P_{\text{ch}}(t) + P_{\text{buy}}(t) - P_{\text{sell}}(t) + P_{\text{gt}}(t) + u_{\text{pv}}(t) = u_1(t) \quad (4-14)$$

式中： $u_1(t)$ 表示 t 时刻系统负荷功率的大小，为本章的一个不确定优化变量。

4.3 光储系统鲁棒规划模型

传统的光储系统规划方案是以光伏出力和负荷功率预测值为基础的确定性优化问题求解得出的，所得的最优解依赖于预测值的精度。但在实际运行中，光伏发电过程会受到天气和遮挡物等不确定性因素的影响导致其出力具有波动性和随机性，负荷功率同样面临着不确定性因素的影响，从而使得预测精度难以得到保证，因此，需要考虑考源荷的不确定性对规划结果的影响，本章采用鲁棒规划优化方法来求解^[73]。

4.3.1 不确定集描述

在鲁棒优化问题中，不同类型的不确定集对最终优化结果的影响显著。不确定性集的界定越精细，意味着模型结构复杂性增强，从而导致求解难度上升；相反，若采用较为宽泛的不确定集描述，则所得的最优策略将趋于保守，与真实解越偏离。

范数表达式其数学表达形式简单，能够刻画参数在有界范围的不确定性波动。目前，在处理参数不确定性时，广泛应用了多种形式的 uncertain set，包括但不限于盒式不确定集、椭球不确定集、多面体不确定集、预算不确定集以及基于实际数据构建的数据驱动不确定集等。

本章采用盒式不确定集（区间不确定集）方法来描述光伏出力不确定性以及电动汽车充电负荷不确定性引起的电网总负荷需求不确定性，即：

$$U = \{(1-\tau)u_0 \leq u \leq (1+\tau)u_0\} \quad (4-15)$$

式中：不确定变量 $u = [u_{\text{pv}}(t) \ u_1(t)]^T$ ， u_0 为光伏发电的输出功率和电网负荷功率的预测值， τ 为不确定度，是衡量光伏发电和负荷功率的不确定性程度的重要指

标。当光伏发电和负荷功率的预测值和实际值的差值越大时，不确定度越大，对光储系统的鲁棒性要求越高。

4.3.2 鲁棒规划建模

为了设计应对源荷多重不确定性因素下的光储系统鲁棒规划方案，将鲁棒优化的思想与方法引入确定性优化模型中。本章构建了基于共享储能的规划与运行两阶段鲁棒规划模型，能够求解出在光伏出力和负荷侧最恶劣的场景下光储系统综合成本最小的光伏、储能配置的容量大小及系统内各设备的出力方案。在两阶段鲁棒优化模型中，第一阶段模型主要负责优化光伏和共享储能的安装容量，第二阶段则是在第一阶段优化的基础上，求解可能遇到的“最恶劣”的情形下系统最优的运行方案；其次再将第二阶段求得的最优结果带入第一阶段迭代得到最优解。基于 4.3.1 节构建的不确定集，其等效鲁棒规划模型如下：

$$\min_y \{c^T y + \max_u \min_{x,y} (b^T x)\} \quad (4-16)$$

$$s.t. Ay \leq d, \quad (4-17)$$

$$Bx \leq e, \quad (4-18)$$

$$Cx = f, \quad (4-19)$$

$$Dy + Ex \leq g, \quad (4-20)$$

$$Fx = u \quad (4-21)$$

式中： y 为第一阶段变量， x 为第二阶段变量， u 为不确定变量， b 、 c 、 A 、 B 、 C 、 D 、 E 、 F 、 d 、 e 、 f 、 g 为优化模型的系数向量和系数矩阵。

4.4 求解方法

在 4.3.2 小节中给出了光储系统两阶段鲁棒规划模型，本节将采用列约束生成算法(column-and-constraint generation, C&CG)进行求解，该模型属于一个 min-max-min 形式的线性规划模型。为了能够使用商业求解器对问题求解，需要对式 (4-15) 的两阶段鲁棒优化模型先进行解耦处理，将优化模型分解为主问题和子问题交替迭代求解，其中主问题是光储系统规划优化问题，子问题是可能出现的最

恶劣情形下的系统优化运行问题，主问题与子问题不断迭代优化逼近原问题的真实解，求解过程如图 4-2 所示。

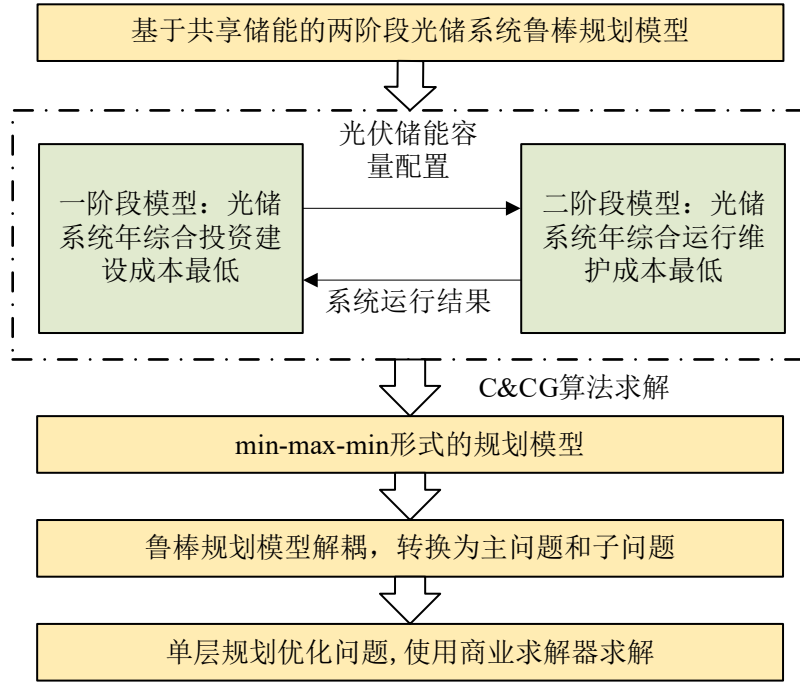


图 4-2 光储系统鲁棒规划模型求解过程示意图

4.4.1 模型解耦

进一步地，上述模型可以等效为如下所示：

$$\begin{cases} \min_y \{c^T y + \max_u \alpha\} \\ s.t. \begin{cases} h(y) \leq 0 \\ \alpha = \min_{x,y} C_{ope} \\ s.t. \begin{cases} g(x, y, u) \leq 0 \\ l(x, y, u) = 0 \end{cases} \end{cases} \end{cases} \quad (4-22)$$

式中： $c^T y$ 为第一阶段的目标函数，表示光储系统的投资建设成本，如式(4-2)所示；决策变量 $y = [E_{bat.max} \ P_{pv.max}]^T$ 表示光储系统中光伏和共享储能的投资建设方案； $h(y) \leq 0$ 为第一阶段的约束条件，对应为装机容量约束式(4-7)，式中不包含不确定性参数； α 为第二阶段的目标函数，表示在第一阶段规划方案下的运行费用；其中决策变量 $x = [P_{buy}(t) \ P_{sell}(t) \ P_{gt}(t) \ P_{ch}(t) \ P_{dis}(t)]^T$ 表示系统购电功率、售电功率、燃气轮机的实际出力、共享储能的实际充电功率、共享储能的实际放电

功率，由第一阶段的决策变量和不确定集共同决定。式 $g(x, y, u) \leq 0$ 为第二阶段的不等式约束条件，包含不确定参数波动约束、系统内各设备出力约束、传输功率约束，具体约束式为(4-8)至(4-10)、(4-12)、(4-15)； $l(x, y, u) = 0$ 为第二阶段的等式约束条件，包括共享储能系统相关约束、功率平衡约束，具体式为(4-11)、(4-13)、(4-14)。

(1) 主问题

将 4.3.2 节中的式(4-15)中目标函数解耦，得到优化模型的主问题，对主问题而言相当于引入了子问题的约束和子问题最优解组成的割集。则主问题的表达式如下所示：

$$\min_{y, x, u} \{c^T y + \alpha\} \quad (4-23)$$

$$s.t. Ay \leq d, \quad (4-24)$$

$$\alpha \geq b^T x^r \quad (4-25)$$

$$Bx^r \leq e, \quad (4-26)$$

$$Cx^r = f, \quad (4-27)$$

$$Dy + Ex^r \leq g, \quad (4-28)$$

$$Fx^r = u^r \quad (4-29)$$

式中： x^r 、 u^r 表示第 r 此循环迭代所建立的变量。

(2) 子问题

将模型解耦后得到的子问题如下所示：

$$\max_u \min_{x, y} (b^T x) \quad (4-30)$$

$$s.t. Bx \leq e, \quad (4-31)$$

$$Cx = f, \quad (4-32)$$

$$Dy + Ex \leq g, \quad (4-33)$$

$$Fx = u \quad (4-34)$$

子问题用于求解可能出现“最恶劣”情况下的系统优化运行问题，并将求得

的最优解传递给主问题。由于子问题中存在二进制变量，因此不能直接使用 KKT 条件进行转换求解，采用文献[74,75]中的方法对二进制变量设置初值，然后再使用 KKT 条件，并使用 Big-M 对其线性化，求解步骤不再赘述。其中上界子问题如下所示：

$$\max_u \tau \quad (4-35)$$

$$s.t. \tau \leq b^T x^o \quad (4-36)$$

$$Bx^o \leq e \quad (4-37)$$

$$Cx^o = f, \quad (4-38)$$

$$Dy + Ex^o \leq g \quad (4-39)$$

$$Fx^o = u^o \quad (4-40)$$

$$B^T \cdot \lambda_1^o + C^T \cdot \lambda_2^o + E^T \cdot \lambda_3^o + F^T \cdot \lambda_4^o \leq b \quad (4-41)$$

$$(e - Bx^o) \cdot \lambda_1^o = 0 \quad (4-42)$$

$$(Cx^o - f) \cdot \lambda_2^o = 0 \quad (4-43)$$

$$(g - Dy + Ex^o) \cdot \lambda_3^o = 0 \quad (4-44)$$

$$(Fx^o - u^o) \cdot \lambda_4^o = 0 \quad (4-45)$$

$$(b - B^T \cdot \lambda_1^o - C^T \cdot \lambda_2^o - E^T \cdot \lambda_3^o - F^T \cdot \lambda_4^o)x^o = 0 \quad (4-46)$$

式中： x^o 、 u^o 分别代表第 o 次迭代时建立的变量， λ_1^o 、 λ_2^o 、 λ_3^o 、 λ_4^o 分别代表第 o 次迭代时建立的对偶变量。

下界子问题如下所示：

$$\min_u b^T x \quad (4-47)$$

$$s.t. Bx \leq e, \quad (4-48)$$

$$Cx = f, \quad (4-49)$$

$$Dy + Ex \leq g, \quad (4-50)$$

$$Fx = u \quad (4-51)$$

4.4.2 求解流程

通过上述方式的转换和推导成功地对两阶段鲁棒优化模型进行解耦处理,可得到具有线性规划形式的主问题和子问题,便可使用 C&CG 算法对优化模型求解。在求解主问题时,要对光伏发电和负荷功率的初始值进行赋值,选取一组预测值作为“最恶劣”情况下的取值。其具体求解步骤如下所示:

步骤 1: 初始化模型最优解的上界 UB_0 和下界 LB_0 , 设置初始迭代次数 $k = 0$, 并选取一组不确定变量的值作为“最恶劣”情况下的初始值;

步骤 2: 将获得的“最恶劣”情况下的初始值, 带入主问题中, 得到主问题的最优解 y_k , 计算此时的综合成本 C_{MP} , 并将值传递给下界, 更新下界值 $LB = \max\{UB_0, C_{MP}\}$;

步骤 3: 在得到主问题最优解 y_k 后, 将其带入子问题进行求解, 并求得“最恶劣”情况下的系统运行方案 x_k 与不确定性因素变量的值, 计算此时的系统综合成本 C_{SP} , 并将其传递给上界, 更新上界值 $UB = \min\{LB_0, C_{SP}\}$;

步骤 4: 计算收敛条件 $UB - LB \leq \varepsilon$ 是否满足, 若满足则停止迭代, 并输出最优方案 y_k 、 x_k , 否则, 将其添加约束条件, 令迭代次数 $k = k + 1$, 执行步骤 2;

4.5 算例分析

本节以一年为周期, 以 1 小时为采样步长, 采用春夏秋冬四个季节的光伏发电和负荷功率的数据。通过分析本章所构建的基于共享储能的两阶段鲁棒规划模型展开相关的研究。算例利用 MATLAB R2021a 软件进行求解, 操作系统为 64 位 Windows10, 处理器为 Intel(R) Core(TM) i5-9400 CPU @ 2.90GHz, 机带 RAM 为 8.00GB, 并基于 Yalmip 工具包调用 CPLEX12.9.0 求解器对鲁棒规划问题进行求解。

4.5.1 系统基本数据

(1) 负荷需求

本算例中的负荷需求曲线如图 4-3 所示, 将负荷场景可划分为春夏秋冬四个具有代表性的典型日。

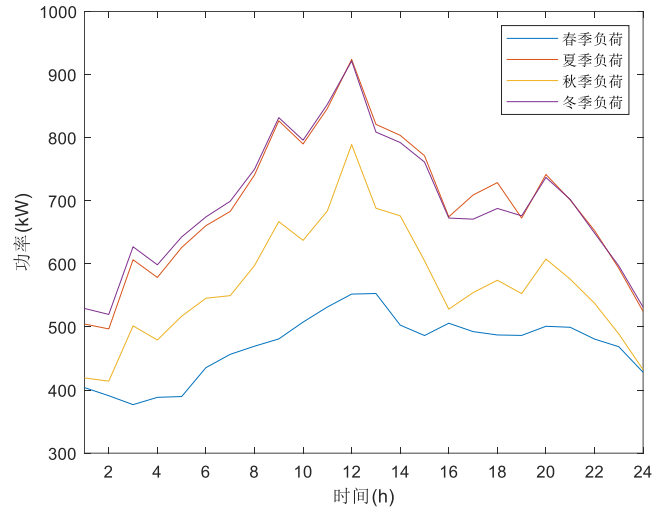


图 4-3 负荷需求曲线

(2) 光伏出力

光伏出力曲线如图 4-4 所示，其发电场景可分为四个典型日，纵坐标采用归一化功率表示。

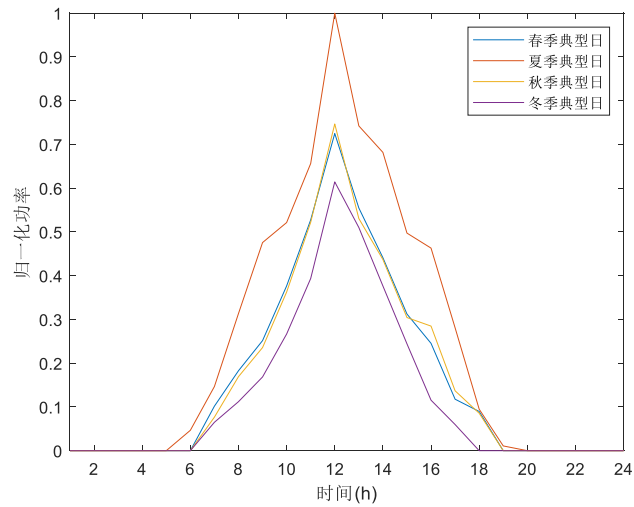


图 4-4 光伏出力曲线

(3) 光伏设备参数

表 4-1 光伏设备参数

参数名称	数值
单位容量价格(元/kW)	1600
单位容量运行维护成本(元/kW)	0.0096
使用寿命(年)	20
贴现率(%)	8

(4) 共享储能设备参数

表 4-2 共享储能设备参数

参数名称	数值
单位容量价格(元/kW)	2000
单位容量运行维护成本(元/kW)	0.009
使用寿命(年)	10
贴现率(%)	8
充放电效率	0.95
荷电状态上限	0.9
荷电状态下限	0.1

(5) 分时电价机制

本算例中所使用的购、售电电价分为峰谷平三个时段的分时电价，分时电价各个时段的划分和取值如图 4-5 所示。分时电价机制的存在使得光储系统中将光伏发电过剩的电量通过储能在低价时存储起来，在用电负荷需求高峰时期以高价释放电能，实现了电能的时间和空间上的转移。

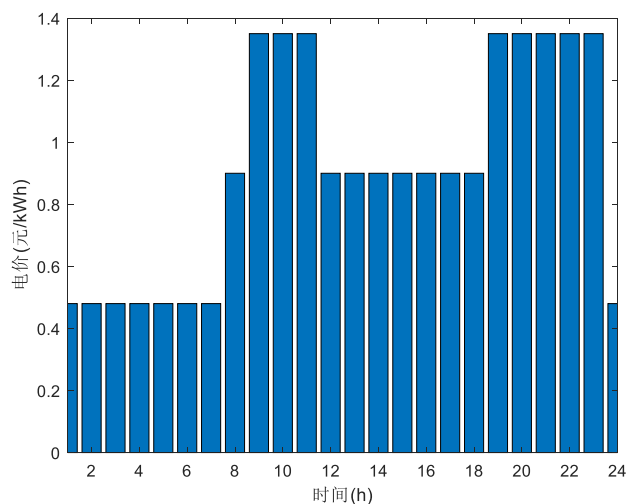


图 4-5 分时电价

(6) 其它相关参数

除上述中所列出的相关设备参数外，还涉及系统内其它相关参数。其中，包括燃气轮机的燃料成本系数为 0.6 元/kWh，燃气轮机运维成本系数为 0.1685 元/kWh，燃气轮机出力上限值为 200kW。

4.5.2 规划结果与分析

基于前文所构建的基于共享储能的两阶段鲁棒规划模型,经过问题解耦合与C&CG 算法求其最优解,得出最终的光储容量配置结果和系统运行方案。为了研究源荷不确定性因素对光储系统的容量配置和经济性影响,选取不确定度值为0.1 和 0.15 时对光储系统的优化结果进行分析。具体地,根据光伏发电和负荷功率的不确定度分为四个不同场景,如表 4-3 所示。通过不同场景下不确定度的值进行求解可得到光储系统具体的优化配置结果,如表 4-4 所示。

表 4-3 不同场景下光伏和负荷功率的不确定度

场景	τ_{PV}	τ_{load}
1	0.1	0.1
2	0.1	0.15
3	0.15	0.1
4	0.15	0.15

表 4-4 不同场景下光光储系统容量配置结果

场景	光伏容量(kW)	共享储能容量(kWh)
1	336.201	95.238
2	242.201	95.238
3	336.201	95.238
4	361.697	95.238

单从光伏发电不确定性参数变化维度来看,在场景 2 和场景 4 中,随着光伏发电的不确定度增加,光伏的配置容量也在增加,并且光伏的配置容量尚未达到峰值;在场景 1 和场景 3 中,随着光伏发电不确定参数增加,光伏优化配置的容量并未增加,这样变化的原因是:可以通过增加系统内设备出力或向电网购电等方式来应对这种不确定性变化,故其优化没有改变。从经济性角度来看,场景 2 和场景 4 的综合成本分别为 11.267 万元和 13.087 万元,故随着光伏出力的不确定性参数增加其综合成本也不断增加;场景 1 和场景 3 下的综合成本为分别 12.449 万元和 12.493,虽然在这两种场景下光伏的优化配置容量未增加,但其面对的恶劣情况变差,故其因购电等导致成本增加。

仅从负荷需求不确定性参数变化维度来看，随着 τ_{load} 的取值不断增大，光储系统的规划期内综合成本将持续增大。这样变化的原因是：随着负荷需求不确定性参数的增大，将出现负荷需求的预测值达到其最大值，即出现的“最恶劣”的情况，这将使得光储系统从大电网购电的成本增加。场景 1 相对场景 2 来说因光伏配置的容量降低，导致其综合成本出现下降，这样变化的原因是：在可以通过增加系统内设备出力或向电网购电，而不是增加新建光伏的容量来面对可能出现的更恶劣情形下负荷需求增长。

在增加相同的不确定度 $\Delta\tau = 0.05$ 和系统规划容量都在增加的情况下，对比实验场景 2、4 和场景 3、4 可以看出，光伏发电不确定性增长的部分使得系统综合成本上升的大小大于负荷功率不确定性增长的部分使得系统综合成本上升的部分。可见在本章的算例下，增加同样的不确定度大小，负荷侧对系统综合成本的影响略小于光伏发电对系统综合成本。

以典型日 3 为例进行分析，图 4-6 至图 4-9 分别给出了光伏发电和负荷功率各种不同不确定性程度参数组合下的光储系统规划方案下各设备出力的实际情况。在场景 1 和场景 2 中，系统运行计划如图 4-6 和图 4-7 所示，随着负荷功率的不确定性程度增加，可以增加系统内燃气轮机的出力来应对这种不确定性，由于燃气轮机发电的成本相对于光伏和储能的建设投资成本来说相对较低，因此可以增强系统鲁棒性的同时降低系统的综合成本。

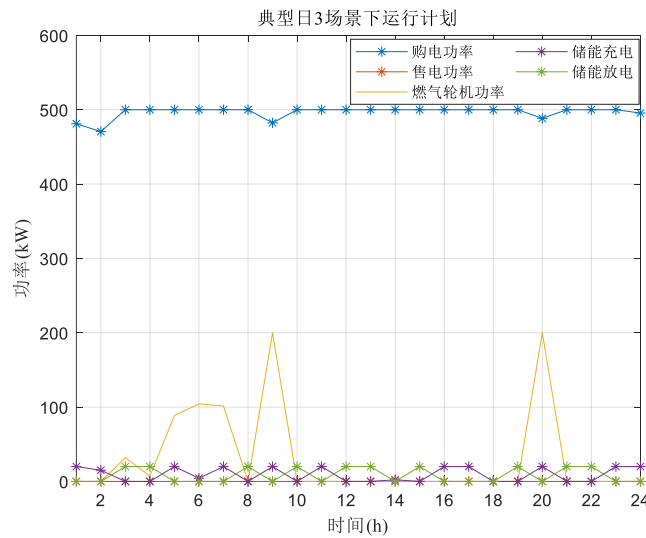


图 4-6 场景 1 下光储系统运行状态

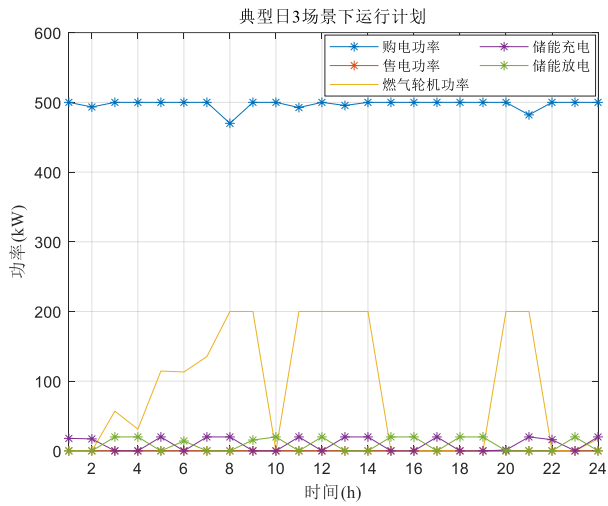


图 4-7 场景 2 下光储系统运行状态

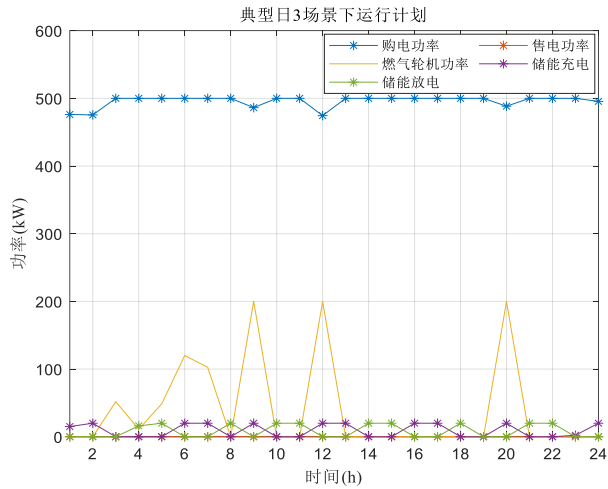


图 4-8 场景 3 下光储系统运行状态

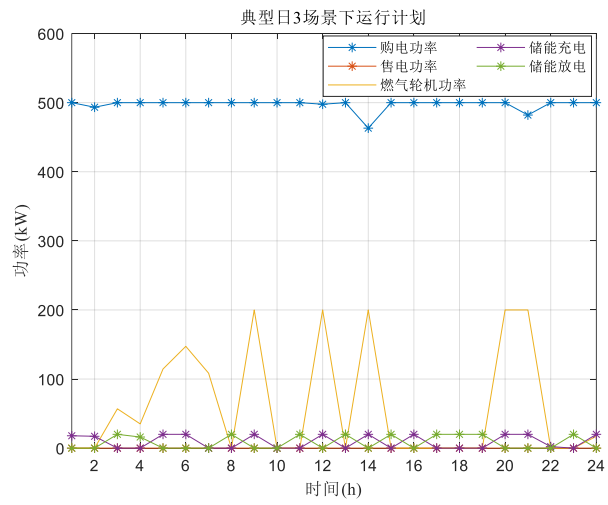


图 4-9 场景 4 下光储系统运行状态

总的来说，对比场景 1 和场景 4 可以看出，虽然系统整体的规划成本在增

加，但在减少光伏发电和负荷功率的不确定性影响时，通过向系统燃气轮机的出力和向电网购电来减少光储系统的规划成本，从而使得系统的鲁棒性更好。

4.6 本章小结

本章在考虑源荷两侧多重不确定性因素的情况下，建立了基于共享储能方案的两阶段鲁棒规划优化模型。首先，分析了共享储能的运行模式和基于共享储能的光储系统结构；其次，建立了光储系统的确定性规划模型，在此基础上考虑了源荷两侧存在的多重不确定性因素，构建了描述不确定性因素的不确定集，建立了基于共享储能的光储系统两阶段鲁棒规划模型；再次，将模型进行解耦处理，运用 C&CG 算法将模型分解为主问题和子问题相互迭代求解；最后，通过算例分析验证了本章所提基于共享储能的光储系统鲁棒规划方案的可行性。得出的主要结论为：当考虑光伏发电和负荷功率的不确定性时，系统的不确定性将增加，为了应对这种情况，光储系统的总成本往往会上升。

第 5 章 总结与展望

5.1 总结

在“双碳”目标和“整县光伏”政策的推动下，光伏和电动汽车产业得以快速发展，其对电网渗透率逐渐升高。与此同时，光伏发电和电动汽车充电负荷分布存在的不确定性因素给电网规划与运行带来了新的挑战，需要对分布式光储系统进行科学的研究与规划。其中，建立考虑不确定性因素的光伏发电模型和电动汽车充电负荷需求分布模型是光储系统规划的重要环节。通过对光伏发电和电动汽车充电负荷分布分析，从而确定光伏发电和电动汽车充电负荷需求分布模型，为光储系统规划提供模型支持。本文的研究工作是分析光伏发电过程中源荷两侧存在的不确定性因素，建立源荷侧考虑不确定性因素的模型，然后分析源荷多重不确定性因素下的光储系统鲁棒性，最后构建光储系统的鲁棒规划模型，并对其求解，进而获得光储系统鲁棒规划方案。经过努力，我们在解决这些问题上取得了显著的成果，主要表现在以下几点：

(1) 为获得在不确定性因素影响下的光伏发电模型，提出了一种数学模型与数据驱动相结合的光伏发电建模方法。首先，从光伏电池内部等效电路出发构建双二极管模型；其次，运用电路理论对光伏组件进行分析，获得光伏组件发电模型；最后，将所得数学模型在 Simulink 软件中进行构建，并通过数据驱动的方法获得在不确定性因素条件下光伏发电特性。

(2) 为研究源荷多重不确定性因素对光储系统鲁棒性变化的问题，从模型的建立、分析框架、鲁棒性评估指标等方面展开研究。首先，分析影响电动汽车充电负荷分布的不确定性因素，建立考虑电动汽车充电负荷需求分布不确定的分布模型；其次，构建考虑源荷多重不确定性因素的光储系统鲁棒性分析框架，从系统特性出发，给出评估系统鲁棒性的指标：SLIR、APFF、VFI；最后，采取 IEEE33 测试节点网络对光伏出力不确定性、电动汽车充电负荷分布不确定性以及同时考虑源荷两侧不确定性三个方面展开实验，仿真实验结果表明该方法的有效性。

(3) 针对源荷两侧存在的不确定性因素影响光储系统规划问题，建立了一种基于共享储能的光储系统鲁棒规划模型。首先，分析共享储能的运营模式及系统

结构；其次，在此基础上建立基于共享储能的光储系统确定性规划模型，接着考虑光伏发电和负荷需求的不确定性，构建考虑源荷多重不确定性因素的光储系统鲁棒规划模型；最后，采用列与约束生成算法对鲁棒规划模型求解，最终获得能够应对多重不确定性因素同时兼顾综合成本的经济性规划方案。

5.2 展望

光储系统的规划需要考虑多种因素，从多个方面展开研究和探讨。本文的光储系鲁棒统规划方法仅是众多规划设计方法中的一种，还存在着一定的不足，有待进一步完善和深入研究。在后续的研究工作中，需要结合更多的实际情况和多方面展开深入研究，增强规划模型的实用性。

(1) 对于考虑不确定性因素的光伏发电建模研究，本文在光伏电池数学模型的构建上存在着近似处理和对不重要部分忽略的情况，后续可以进一步进行建模和数学关系推导，从而获得更为准确的数学模型。

(2) 对于考虑多重不确定性的光储系统鲁棒性分析研究，在评估系统鲁棒性的指标中，本文选取的是反映系统性能的评价指标，未来工作还可以从其它维度出发，例如可以考虑从基于结构的角度建立评价系统鲁棒性的指标，从而可以更加全面的评估系统鲁棒性好坏。

(3) 对于基于共享储能的光储系统鲁棒规划研究，主要是针对源荷侧存在不确定性因素下的规划模型进行仿真实验验证，更多维度的不确定性因素对规划结果的影响是未来研究的重要方向。

参考文献

- [1] 邹才能, 何东博, 贾成业, 等. 世界能源转型内涵、路径及其对碳中和的意义[J]. 石油学报, 2021, 42(2): 233-247.
- [2] 张智刚, 康重庆. 碳中和目标下构建新型电力系统的挑战与展望[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(8): 2806-2819.
- [3] 李政, 陈思源, 董文娟, 等. 碳约束条件下电力行业低碳转型路径研究[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(12): 3987-4001.
- [4] 胡泽春, 宋永华, 徐智威, 等. 电动汽车接入电网的影响与利用[J]. 中国电机工程学报, 2012, 32(4): 1-10.
- [5] Jones B, Elliott R, Nguyen-Tien V. The EV Revolution: The Road Ahead for Critical Raw Materials Demand[J]. Applied Energy, 2020, 280: 115072.
- [6] 周孝信, 陈树勇, 鲁宗相, 等. 能源转型中我国新一代电力系统的技术特征[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(7): 1893-1904+2205.
- [7] 国家能源局. 国家能源局综合司关于公布整县(市、区)屋顶分布式光伏开发试点名单的通知[EB/OL]. [http://zfxgk.Nea.gov.cn/2021-09/08/c_1310186582.htm](http://zfxgk.nea.gov.cn/2021-09/08/c_1310186582.htm), 2021-09-08.
- [8] 韩肖清, 李廷钧, 张东霞, 等. 双碳目标下的新型电力系统规划新问题及关键技术[J]. 高电压技术, 2021, 47(9): 3036-3046.
- [9] 鲁宗相, 李海波, 乔颖. 含高比例可再生能源电力系统灵活性规划及挑战[J]. 电力系统自动化, 2016, 40(13): 147-158.
- [10] Al-Waeli A H, Kazem H A, Yousif J H, et al. Mathematical and Neural Network Modeling for Predicting and Analyzing of Nanofluid-Nano PCM Photovoltaic Thermal Systems Performance[J]. Renewable Energy, 2020, 145: 963-980.
- [11] Wang K, Qi X, Liu H. A Comparison of Day-Ahead Photovoltaic Power Forecasting Models Based on Deep Learning Neural Network[J]. Applied Energy, 2019, 251: 113315.
- [12] Qu J, Qian Z, Pei Y. Day-Ahead Hourly Photovoltaic Power Forecasting Using Attention-Based CNN-LSTM Neural Network Embedded with Multiple Relevant

- and Target Variables Prediction Pattern[J]. *Energy*, 2021, 232: 120996.
- [13] 王继东, 宋智林, 冉冉. 基于改进支持向量机算法的光伏发电短期功率滚动预测[J]. *电力系统及其自动化学报*, 2016, 28(11): 9-13.
- [14] 张雨金, 杨凌帆, 葛双冶, 等. 基于 Kmeans-SVM 的短期光伏发电功率预测[J]. *电力系统保护与控制*, 2018, 46(21): 118-124.
- [15] Podestá G P, Núñez L, Villanueva C A, et al. Estimating Daily Solar Radiation in the Argentine Pampas[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2004, 123: 41-53.
- [16] 赵滨滨, 王莹, 王彬, 等. 基于 ARIMA 时间序列的分布式光伏系统输出功率预测方法研究[J]. *可再生能源*, 2019, 37(6): 820-823.
- [17] 兰华, 廖志民, 赵阳. 基于 ARMA 模型的光伏电站出力预测[J]. *电测与仪表*, 2011, 48(2): 31-35.
- [18] 张文强, 陈静, 杨伟, 等. 基于 VAE-CGAN 的光伏不确定性建模方法[J]. *电网技术*, 2021, 45(4): 1273-1280.
- [19] 史凯钰, 张东霞, 韩肖清, 等. 基于 LSTM 与迁移学习的光伏发电功率预测数字孪生模型[J]. *电网技术*, 2022, 46(4): 1363-1371.
- [20] Abdel-Nasser M, Mahmoud K. Accurate Photovoltaic Power Forecasting Models Using Deep LSTM-RNN[J]. *Neural Computing and Applications*, 2019, 31(7): 2727-2740.
- [21] Bouzerdoum M, Mellit A, Pavan A M. A Hybrid Model (SARIMA-SVM) for Short-Term Power Forecasting of a Small-Scale Grid-Connected Photovoltaic Plant[J]. *Solar Energy*, 2013, 98: 226-235.
- [22] Younis A, Alhorr Y. Modeling of Dust Soiling Effects on Solar Photovoltaic Performance: A Review[J]. *Solar Energy*, 2021, 220: 1074-1088.
- [23] 刘晓艳, 祁新梅, 郑寿森, 等. 局部阴影条件下光伏阵列仿真模型的研究[J]. *系统仿真学报*, 2012, 24(5): 1125-1131.
- [24] Khalid M S, Abido M A. A Novel and Accurate Photovoltaic Simulator Based on Seven-Parameter Model[J]. *Electric Power Systems Research*, 2014, 116: 243-251.
- [25] Babu B C, Gurjar S. A Novel Simplified Two-Diode Model of Photovoltaic (PV) Module[J]. *IEEE Journal of Photovoltaics*, 2014, 4(4): 1156-1161.

- [26] Fan S, Wang Y, Cao S, et al. A Novel Method for Analyzing the Effect of Dust Accumulation on Energy Efficiency Loss in Photovoltaic (PV) System[J]. Energy, 2021: 121112.
- [27] Cheema A, Shaaban M F, Ismail M H. A Novel Stochastic Dynamic Modeling for Photovoltaic Systems Considering Dust and Cleaning[J]. Applied Energy, 2021, 300: 117399.
- [28] Hachicha A A, Ai-Sawafta I, Said Z. Impact of Dust on the Performance of Solar Photovoltaic (PV) Systems under United Arab Emirates Weather Conditions[J]. Renewable Energy, 2019, 141: 287-297.
- [29] 丁明, 徐志成, 赵波, 等. 考虑云层影响的大型光伏发电系统辐照强度计算模型[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(17): 4291-4299.
- [30] 赵书强, 王明雨, 胡永强, 等. 基于不确定理论的光伏出力预测研究[J]. 电工技术学报, 2015, 30(16): 213-220.
- [31] 王婷, 陈晨, 谢海鹏. 配电网对分布式电源和电动汽车的承载力评估及提升方法综述[J]. 电力建设, 2022, 43(9): 12-24.
- [32] 段雪. 考虑电动汽车规模化接入的配电网承载能力的研究 [D]. 成都: 电子科技大学, 2019.
- [33] 黄炜, 刘健, 魏昊焜, 等. 分布式光伏电源极端可接入容量极限研究[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(3): 22-28.
- [34] Johansson J, Hassel H, Zio E. Reliability and Vulnerability Analyses of Critical Infrastructures: Comparing Two Approaches in the Context of Power Systems[J]. Reliability Engineering and System Safety, 2013, 120: 27-38.
- [35] 冀星沛, 王波, 刘涤尘, 等. 相依网络理论及其在电力信息-物理系统结构脆弱性分析中的应用综述[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(17): 4521-4532.
- [36] Wang W, Karimi F, Khalilpour K, et al. Robustness Analysis of Electricity Networks against Failure or Attack: The Case of the Australian National Electricity Market (NEM)[J]. International Journal of Critical Infrastructure Protection, 2023, 41: 100600.
- [37] 罗筱如. 基于复杂网络理论的电力网络鲁棒性及脆弱性分析[D]. 成都: 西南

- 交通大学, 2012.
- [38] 范馨文. 面向能源互联网的网络结构鲁棒性分析和优化[D]. 北京: 北京邮电大学, 2019.
- [39] 陈志鹏, 谢宁, 王承民, 等. 基于分形机理的复杂电力网络脆弱性评估及鲁棒性提升策略研究[J]. 电网技术, 2021, 45(2): 657-665.
- [40] 王振刚, 陈渊睿, 曾君, 等. 面向完全分布式控制的微电网信息物理系统建模与可靠性评估[J]. 电网技术, 2019, 43(7): 2413-2421.
- [41] 杨雍琦. 电力系统“源-网-荷-储”协调优化规划理论及应用研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2019.
- [42] 焦冰琦. 不确定性环境下的微电网规划与运行方法研究[D]. 天津: 天津大学, 2017.
- [43] 梅生伟, 王莹莹, 刘锋. 风-光-储混合电力系统的博弈论规划模型与分析[J]. 电力系统自动化, 2011, 35(20): 13-19.
- [44] 方慧. 高渗透率分布式光伏发电集群优化规划及应用研究[D]. 合肥: 合肥工业大学, 2020.
- [45] 桂强, 史一炜, 周云, 等. 考虑储能动态运行特性的充电站光储容量优化配置模型[J]. 电力建设, 2021, 42(5): 90-99.
- [46] Han X, Li J, Zhang Z. Dynamic Game Optimization Control for Shared Energy Storage in Multiple Application Scenarios Considering Energy Storage Economy[J]. Applied Energy, 2023, 350: 121801.
- [47] 吴盛军, 李群, 刘建坤, 等. 基于储能电站服务的冷热电多微网系统双层优化配置[J]. 电网技术, 2021, 45(10): 3822-3832.
- [48] 黎博, 陈民铀, 钟海旺, 等. 高比例可再生能源新型电力系统长期规划综述[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(2): 555-581.
- [49] 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.
- [50] 王颖. 面向复杂不确定性的电力系统运行优化研究[D]. 南京: 东南大学, 2019.
- [51] Aein M, Hajebrahimi A, Fotuhi-Firuzabad M. A Comprehensive Review on

- Uncertainty Modeling Techniques in Power System Studies[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2016, 57: 1077-1089.
- [52]]Ben-Haim Y. Info-Gap Decision Theory: Decisions under Severe Uncertainty[M]. San Diego: Academic Press, 2006: 267-296.
- [53] 汪超群, 韦化, 吴思缘. 基于信息间隙决策理论的多源联合优化机组组合[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(12): 3431-3440+2.
- [54] 李咸善, 方婧, 郭诗书, 等. 基于灵敏度分析的并网型微电网容量优化配置[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(23): 8-17.
- [55] 黎嘉明, 郑雪阳, 艾小猛, 等. 独立海岛微网分布式电源容量优化设计[J]. 电工技术学报, 2016, 31(10): 176-184.
- [56] 孙可, 张全明, 王蕾, 等. 考虑安全裕度的微电网两阶段鲁棒规划[J]. 电网技术, 2020, 44(12): 4617-4626.
- [57] 胡迪. 含分布式可再生能源集群的配电系统规划研究[D]. 合肥: 合肥工业大学, 2021.
- [58] 南斌, 董树锋, 唐坤杰, 等. 考虑需求响应和源荷不确定性的光储微电网储能优化配置[J]. 电网技术, 2023, 47(4): 1340-1352.
- [59] 叶琳浩, 申展, 许峰, 等. 考虑光伏不确定性和时序相关性的分布鲁棒光储协同优化配置方法[J]. 南方电网技术, 2023, 17(4): 132-143.
- [60] Cai D, Wang Z, Miao S, et al. Wind-Photovoltaic-Energy Storage System Collaborative Planning Strategy Considering the Morphological Evolution of the Transmission and Distribution Network[J]. Energies, 2022, 15(4): 1481
- [61] 巨云涛, 李红权, 于宗民, 等. 考虑多元不确定性和备用需求的微电网双层鲁棒容量规划[J]. 电网技术, 2023, 47(8): 3343-3361.
- [62] Ishaque K, Salam Z, Taheri H. Modeling and Simulation of Photovoltaic (PV) System during Partial Shading Based on a Two-Diode Model[J]. Simulation Modelling Practice and Theory, 2011, 19(7): 1613-1626.
- [63] 赵泰祥, 廖华, 马逊, 等. 局部阴影下光伏组件的 Matlab/Simulink 仿真模拟与特性分析[J]. 太阳能学报, 2019, 40(11): 3110-3118.
- [64] Rathee R, Khanna V, Das B K. Spice Based Modelling and Simulation to Study

- the Effects of Partial Shading on PV Array Characteristics[J]. *International Journal of Engineering Science Invention*, 2013, 2(5): 68-73.
- [65] 张化德. 太阳能光伏发电系统的研究[D]. 济南: 山东大学, 2007.
- [66] 侯慧, 徐焘, 柯贤彬, 等. 电动汽车快充对配电网的风险研究[J]. *电力系统保护与控制*, 2019, 47(16): 87-93.
- [67] 王婷, 陈晨, 谢海鹏. 配电网对分布式电源和电动汽车的承载力评估及提升方法综述[J]. *电力建设*, 2022, 43(9):12-24.
- [68] 余婷. 基于实时路况的交通网络耗时最优路径研究[D]. 南京: 南京林业大学, 2017.
- [69] 李磊, 赵新, 李晓辉, 等. 基于动态交通信息的电动汽车充电需求预测模型及其对配网的影响分析[J]. *电网与清洁能源*, 2020, 36(03): 107-118.
- [70] 王丽娜. 面向城市交通的简化路网模型及路径规划问题的研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2011.
- [71] Mu Y, Wu J, Jenkins N, et al. A Spatial-Temporal Model for Grid Impact Analysis of Plug-In Electric Vehicles[J]. *Applied Energy*, 2014, 114: 456-465.
- [72] 谢雨龙, 罗逸飏, 李智威, 等. 考虑微网新能源经济消纳的共享储能优化配置[J]. *高电压技术*, 2022, 48(11): 4403-4413.
- [73] 向月, 刘俊勇, 魏震波, 等. 考虑可再生能源出力不确定性的微电网能量优化鲁棒模型[J]. *中国电机工程学报*, 2014, 34(19): 3063-3072.
- [74] 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.
- [75] 晏鸣宇, 艾小猛, 张艺镨, 等. 考虑机组禁止运行区间的含风电鲁棒机组组合[J]. *中国电机工程学报*, 2018, 38(11): 3195-3203.

攻读硕士学位期间成果

- [1] Huang Y, Ge Y, Lin Q, et al. Modeling of Distributed Photovoltaic Power Generation Considering Uncertainty Factors[C]. Proceedings of the 2023 35th Chinese Control and Decision Conference (CCDC). IEEE, 2023: 313-318.
- [2] Lin Q, Huang Y, Chang T, et al. Optimized Allocation of Microgrids Based on Shared Energy Storage [C]. Proceedings of the 2023 3rd International Conference on Electrical Engineering and Control Science (IC2ECS). IEEE, 2023: 173-176.

致谢

江城的三月，草长莺飞，春意盎然，又是美好一年的开端。时间飞逝，三年的硕士研究生学习生涯即将画上句号，我感到时间过的是如此之快，让我更加珍惜在校的时光。初次踏入安徽工程大学的校门，校园里浓厚的学习氛围和美丽的生活环境就深深地吸引着我。学校历史悠久，绿树成荫，充满着生命与青春的气息，我在学校学到了很多知识和技能，让我受益匪浅。回顾这三年的求学生涯，不仅仅收获了丰富的知识，还学会了在面对所遇到的问题与困难时寻求解决问题的思路与方法。感谢一路上帮助我的人，是你们的帮助与鼓励，我才能顺利的完成我的学业。这三年虽然短暂，却必将影响着我今后的人生道路。

首先，感谢我的导师葛愿教授。在我入学后，葛老师领我入门，悉心的教我研究课题的方法，从最初的课题选题到论文的定稿都离不开他的用心指导。在每周的例行组会上，葛老师都会仔细的听我课题汇报，然后给出建设性的指导意见。葛老师本着认真负责的态度和用自身的实际行动深刻地影响的我的学习与生活，我将怀着感激之情，不断努力成长，今后为社会贡献自己的力量。

其次，感谢实验室的同门。感谢已经毕业的师兄师姐，每当我遇到困难时，他们总会不厌其烦地讲给我听，给了我巨大的帮助；感谢实验室的王静品、汪鹏程、昌婷婷、王洁、李雅莉同门，帮助我度过了学习上与生活上的一个个困难；感谢师弟师妹伸出援助之手；感谢室友对我的关心与照顾；感谢学校的老师与同学们不曾在意的帮助。

最后，感谢我的家人，一路上给我无私的支持与帮助，你们的爱帮助我解决了烦劳，你们的存在就是我最大的幸福。

尚德敏学 唯实惟新

