

计及光伏分层消纳与离网供电可靠性的 农村微电网光储协同规划方法

刘一欣¹, 李彦榕¹, 郭 力¹, 马 良¹, 姜世公², 李 鹏³

(1. 智能配用电装备与系统全国重点实验室(天津大学), 天津 300072; 2. 国网经济技术研究院有限公司, 北京 102209;
3. 国网河南省电力公司经济技术研究院, 郑州 450052)

摘要: 为提升农村分布式光伏消纳能力和供电可靠性, 提出一种农村微电网光储分层协同规划方法。首先, 构建基于 DenseNet-Autoformer 网络的中长期负荷预测模型, 基于自相关机制深度提取时序特征, 综合考虑气象、经济等要素得到月用电量预测结果; 其次, 采用具有梯度惩罚的 Wasserstein 生成对抗网络扩充源荷场景样本, 并基于高斯混合聚类得到规划期内的典型源荷场景; 最后, 在台区层面考虑并网电量自平衡能力和离网重要负荷的可靠供电需求, 基于机会约束量化极端场景下的供电可靠性, 得到台区光储配置方案; 同时, 考虑 10 kV 馈线整体自平衡能力, 优化得到馈线级光储配置方案。仿真结果表明, 所提方法可提升农村微电网自平衡能力和分布式光伏就地消纳水平, 并改善极端场景下重要负荷的供电可靠性。

关键词: 微电网; 人工智能; 规划; 电力负荷预测; 供电可靠性; 分层消纳

中图分类号: TM715

文献标志码: A

0 引 言

随着农村电气化发展和能源结构清洁低碳转型, 大规模分布式光伏在中低压接入。然而, 由于光伏出力与负荷需求不匹配, 配变重过载等问题频发, 给农村电网安全可靠运行带来严峻挑战。

分层分区平衡是提升光伏消纳能力、缓解配变重过载的有效手段, 光储协同规划则是支撑分层分区平衡的重要技术之一。其中, 准确可靠的源荷规划场景建模是规划设计的基础, 如何精确反映源荷长时动态增长特性与短时波动特性, 是源荷场景建模的核心挑战。针对中长期负荷预测, 现有的预测模型主要包括参数模型和人工智能模型。参数模型通过建立负荷与相关因素之间的数学模型得到预测结果, 主要有弹性系数法^[1]、时间序列法^[2]、趋势外推法^[3]和回归分析法^[4]等。此类模型易于计算、可解释性强, 但面对受复杂因素影响的中长期预测时适应性与准确性不足; 人工智能模型能够从海量数据中挖掘特征关联信息, 从而建立复杂非线性模型进行预测, 近年来得到快速发展。文献[5]采用滑动窗口和在线归一化对数据进行预处理, 提出一种基于在线自适应循环神经网络的负荷预测方法; 文献[6]提出一种结合 fisher 信息和长短期记忆网络(long short-term memory, LSTM)的负荷概率预测方法, 利用 Fisher 信息量化气象对负荷的持续影响, 构建了 LSTM 网络对负荷子序列进行预测。然而, 传统

循环神经网络及其变体在处理长序列数据时计算效率较低, 且难以学习到与长期依赖相关的信息。在新能源规划场景建模方面, 传统的场景生成方法可以分为抽样类、预测类以及优化类^[7-8]。抽样类场景生成方法主要有蒙特卡洛抽样法, 此类方法需要基于历史数据样本建立服从新能源出力分布规律的概率模型, 随后通过采样生成满足分布的场景^[9]。常见的预测类场景生成方法主要有基于自回归移动平均型模型的方法, 该方法需要假设随机过程具有高斯分布特征, 并对非平稳序列进行平滑处理^[10]。距离匹配法是典型的优化类场景生成方法, 主要通过建立最小化预测场景与观测场景距离的优化模型获得所需的场景^[11]。传统的场景生成方法虽然可以较好地描述新能源出力的不确定性, 但此类方法通常依赖于统计假设, 存在一定的局限性。

围绕分布式光伏消纳能力提升目标, 现有研究主要通过源储协同优化、电网技术改造和市场机制引导等方法促进分布式光伏消纳。文献[12]提出一种考虑新能源消纳的分布式光伏及混合储能联合优化配置方法, 以安装分布式光伏容量最大和综合投资成本最小为上层优化目标, 以各典型场景下系统运行成本最小、新能源消纳最大为下层优化目标建立双层优化模型, 提升新能源消纳能力; 文献[13]提出考虑源荷不确定性的风/光/水/沼/储微电网容量双层优化配置模型, 提高微电网的供电经济性、可靠性及清洁能源消纳能力; 文献[14]提出一种基于深度强化学习和光伏发电区间预测的

收稿日期: 2025-02-12

基金项目: 国家电网有限公司科技项目资助(5400-202324825A-4-1-KJ)

通信作者: 郭 力(1981—), 男, 博士、教授, 主要从事分布式发电、微电网和配电网运行控制方面的研究。liguo@tju.edu.cn

综合能源系统优化调控方法,通过动态调节电、气、热 3 种能源转换设备的运行功率,高渗透率光伏场景下的消纳率。然而,上述文献未考虑储能寿命对系统经济性的影响。电网技术改造方法对净负荷功率时序耦合且空间位置匹配的线路进行联络改造,可以通过网络重构来充分消纳光伏^[15-16]。这类方法虽然可以直接提升电网消纳能力,但改造成本高且依赖于设备升级。市场机制引导方法通过经济激励、竞争性交易和规则设计,促进分布式光伏消纳。文献[17]提出一种考虑多重不确定性与综合贡献率的多微网合作运行策略,引入消纳责

任权重以促进可再生能源的消纳和系统的绿色经济运行;文献[18-19]通过博弈模型确定能够促进分布式光伏就地消纳、供需双方收益均衡的电量交易策略,并优化配电网的运行状态;文献[20]通过光伏动态定价和用电策略,以价格信号激励用户使用光伏发电,促进分布式光伏的消纳。虽然市场机制方法成本低,但是需要政策支持且博弈的复杂度较高。表 1 总结了相关文献的优势和局限性。此外,农村地区负荷及分布式光伏分布分散,现有研究通常未考虑分布式光伏的分层分区消纳,不利于配电网分层分区主动平衡的发展目标。

表 1 提升分布式光伏消纳能力相关工作总结

Table 1 Summary of existing work on enhancing consumption capacity of distributed photovoltaic power

技术方法	相关工作	优势	局限性
源储协同优化	源储协同优化配置 ^[12-13] 源储协同优化调度 ^[14]	灵活平抑波动,提升经济性	未考虑储能寿命影响
电网技术改造	直流线路规划 ^[15] 供电网络线路联络升级与扩容改造 ^[16]	直接提升电网消纳能力	改造成本高,依赖设备升级
市场机制引导	绿色证书交易机制 ^[17] 市场博弈机制 ^[18-19] 动态电价机制 ^[20]	低成本,用户参与度高	需要政策支持,博弈复杂度高

因此,本文提出考虑分层消纳和离网供电可靠性的农村微电网光储协同规划方法。首先,构建基于稠密连接网络的 Autoformer 中长期负荷预测模型(DenseNet-Autoformer),挖掘月用电量序列的深层次周期性、趋势性特征,预测未来用电量;其次,提出基于 Wasserstein 距离含梯度惩罚项生成对抗网络(wasserstein generative adversarial networks-gradient penalty, WGAN-GP)的源荷场景生成方法,采用高斯混合聚类(Gaussian mixture model, GMM)削减场景数量,结合用电量预测结果,得到中长期源荷场景;最后,构建分层分区的农村微电网光储协同规划模型,通过分层规划配置,有效提升农村电网分布式光伏的就地消纳能力和供电可靠性。

1 规划场景建模

为准确刻画源荷场景,本文构建基于深度学习的中长期源荷规划场景建模方法,主要包括 3 部分:

1) 基于 DenseNet-Autoformer 网络的中长期负荷预测模型:负荷序列受经济、气象等因素影响,呈现趋势性和周期性

特征。该模型通过内嵌式时序分解单元、自相关机制和深度特征提取单元,挖掘负荷月用电量序列特征及与外部因素的相关性。输入为历史气象、经济和负荷月用电量序列,输出为未来各月负荷用电量预测值。

2) 基于 WGAN-GP 的源荷场景扩充模型:源荷场景存在季节性和不确定性,本文按季节标签划分历史源荷场景,按季节对源荷场景样本进行扩充。输入为按季节划分的历史源荷场景集,输出为按季节扩充的源荷场景集。

3) 基于 GMM 的场景缩减方法:根据按季节扩充的源荷场景标幺曲线,采用 GMM 聚类得到典型源荷季节标幺场景及概率,结合预测得到的月用电量序列,得到中长期源荷场景集,用于微电网分层规划模型。

1.1 基于 DenseNet-Autoformer 网络的中长期负荷时序场景模型

本文所构建的中长期负荷预测模型采用编码器-解码器架构,整体架构如图 1 所示。

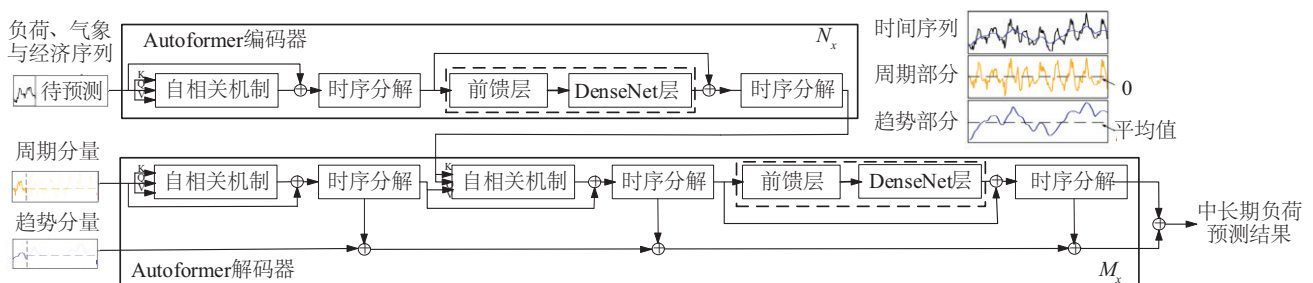


图 1 基于 DenseNet-Autoformer 网络的负荷中长期预测模型

Fig. 1 Medium and long-term load forecasting model based on DenseNet-Autoformer network

1.1.1 内嵌式时序分解模块

将时序分解单元嵌入编-解码器,模型交替优化预测结果与分解序列,从隐变量分离趋势和周期项。采用移动平均法平滑波动,降低对模型训练稳定性的影响。对于长度为 L 的输入序列 X ,分解过程为:

$$X_T = \psi(\zeta(X)) \quad (1)$$

$$X_s = X - X_T \quad (2)$$

式中: X_T 、 X_s ——趋势分量和周期分量; $\psi(\cdot)$ ——平均滤波卷积操作; $\zeta(\cdot)$ ——填充操作,以保持序列长度不变。

1.1.2 自相关机制

采用自相关机制替代传统自注意力机制,增强对相似天气和相邻月的特征提取能力^[21]。对于离散时间序列 $\{X_t\}$,通过定义自相关系数 $R_{xx}(\tau)$,挑选相关性强的时延序列建立周期依赖关系。

$$R_{xx}(\tau) = \lim_{L \rightarrow \infty} \frac{1}{L} \sum_{t=1}^L x_t x_{t-\tau} \quad (3)$$

式中: $R_{xx}(\tau)$ ——序列 $\{X_t\}$ 与它的 τ 延迟 $\{X_{t-\tau}\}$ 之间的自相关系数。

1.1.3 深度特征提取单元

中长期负荷数据具有显著的周期性和突变特征, DenseNet 的密集连接结构通过梯度高速传播和特征重用,可有效捕捉局部突变模式和多周期叠加效应。Autoformer 采用渐进式分解替代滑动窗口,将负荷序列分解为趋势项和周期项,避免了传统 STL 分解需要预设周期参数的局限。Autoformer 采用自相关机制增强长期记忆,通过时延相似性计算,直接建模跨周期依赖,对于中长期负荷预测, Autoformer 能识别不同年的同月之间的潜在关联。将 DenseNet 与 Autoformer 结合, DenseNet 可以作为底层特征提取器,处理中长期负荷序列的局部波动; Autoformer 作为顶层时序建模器,聚焦全局周期分解。通过在 Autoformer 模型的前馈层后添加 DenseNet,可以实现特征互补,从而更准确地预测中长期负荷的变化趋势,提高中长期负荷预测精度。

DenseNet 结构前向传播示意图如图 2 所示。DenseNet 前向传播时,每层能接收前面所有子层特征,如 h_3 输入含 h_2 的 x_2 及 x_1 、 x_0 。其主体含 4 个稠密连接块(DB)和 3 个传递子层(TL),TL 由 Conv(1×1)+全局平均池化(2×2)构成,DB 层间

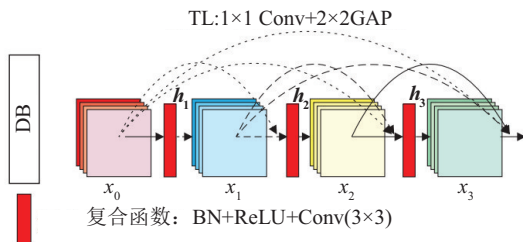


图2 DenseNet结构前向传播示意

Fig. 2 Schematic diagram of forward propagation of DenseNet

特征映射大小一致,可通道连接,DB 中非线性转化函数为 BN+ReLU+Conv(3×3)^[22]。

1.1.4 编码器

图 1 中, DenseNet-Autoformer 网络有 N 个编码器层,每个编码器层包含一个自相关块、两个时序分解块和一个深度特征提取块。编码器输入为负荷、气象与经济序列,输出为包含负荷月用电量历史周期信息,用于辅助解码器细化预测结果。

1.1.5 解码器

DenseNet-Autoformer 网络有 M 个解码器层,每个解码器包含一个自相关块、一个利用历史周期信息细化预测的编码器-解码器相关块、3 个时序分解块和一个深度特征提取块。解码器层结构分为积累趋势分量的积累机制结构和周期分量的多层自相关机制块两部分。解码器输入为周期性分量与趋势性分量,编码器输出用作互信息辅助解码器,各层解码器经一系列处理分别输出两个细化结构提取的周期性特征与趋势性特征,再通过全连接层输出负荷未来月用电量预测结果。

1.2 基于 WGAN-GP 的源荷场景扩充模型

GAN 算法^[23]可实现不依赖于分布假设的场景样本扩充,但易出现梯度消失、模式崩溃的问题。为此,以 Wasserstein 距离替代 JS 散度量分布偏差。WGAN 采用权重裁剪方式^[24]来满足 Lipschitz 连续性条件,导致权重与偏置系数趋于极端,限制神经网络的拟合能力。为此,在原网络损失函数中加入梯度惩罚项,建立 WGAN-GP 模型的损失函数为:

$$L(G,D) = \min_G \max_D \left\{ E_{x \sim P_r(x)} [D(x)] - E_{z \sim P_g(z)} [D(G(z))] + \lambda E_{\hat{x} \sim P_{\hat{x}}(\hat{x})} \left[\left\| \nabla \hat{x} D(\hat{x}) \right\|_p - 1 \right]^2 \right\} \quad (4)$$

式中: $G(\cdot)$ ——生成器; $D(\cdot)$ ——判别器; E ——期望; x ——历史光伏出力数据; $p(x)$ —— x 的概率分布; z ——随机噪声; $p(z)$ —— z 的概率分布; $\|\cdot\|_p$ —— p 范数; ∇ ——梯度算子; λ ——惩罚项系数; $\hat{x} = \zeta x + (1 - \zeta)G(z)$, ζ ——服从 $[0, 1]$ 范围内的均匀分布; $P_{\hat{x}}(\cdot)$ ——从真实数据分布 $P_r(\cdot)$ 和生成数据分布 $P_g(\cdot)$ 抽样点之间的直线均匀抽样。

最后,根据按季节扩充得到的源荷标么场景集,通过 GMM 聚类得到典型源荷季节场景集及概率,结合中长期负荷预测结果,得到中长期典型源荷场景集及概率。GMM 聚类详细流程参见文献[25]。

2 农村微电网光储分层规划配置方法

农村微电网分层规划架构如图 3 所示,通过分层配置,兼顾自平衡能力和重要负荷供电可靠性,降低 400 V 和 10 kV 配变重过载概率。台区层面构建双层机会约束规划模型,上

层兼顾电量自平衡和重要负荷供电可靠性,下层基于上层结果挖掘储能调节能力,实现经济调度并量化离网供电风险;

10 kV 馈线层面依据配电台区光储规划结果,以交互功率为输入,考虑电量自平衡,规划馈线层光储容量。

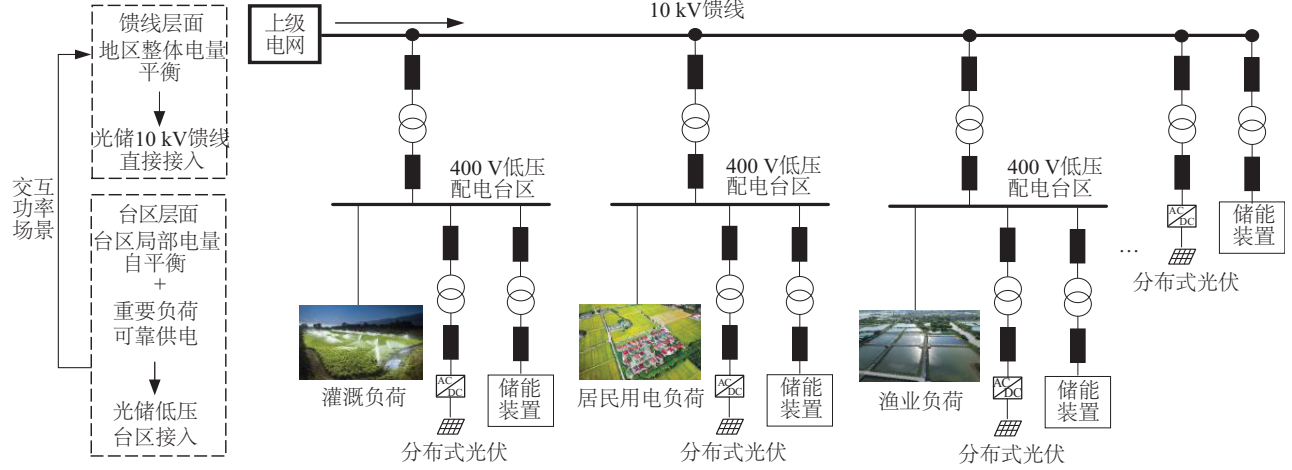


图3 农村微电网分层规划架构

Fig. 3 Multi-level planning framework of rural microgrid

2.1 台区光储规划模型

2.1.1 上层规划模型

上层模型的目标函数为规划期内台区总成本最小,主要包括光伏与储能的初始投资成本 C_{in} 、运维成本 C_{om} 、台区购电成本 C_{buy} 、台区售电收益 C_{sell} 、储能替换成本 C_{rep} 、光伏与储能的残值 C_{sal} 以及惩罚项 $C_{pun,1}$ 、 $C_{pun,2}$ 。

$$\min C_{total} =$$

$$\min(C_{in} + C_{om} + C_{buy} - C_{sell} + C_{rep} - C_{sal} + C_{pun,1} + C_{pun,2}) \quad (5)$$

$$C_{in} = c_{ess}^{in} E_{ess} + c_{pv}^{in} E_{pv} \quad (6)$$

$$C_{om} = \sum_{y=1}^Y \frac{c_{ess}^{om} E_{ess} + c_{pv}^{om} E_{pv}}{(1+r)^{y-1}} \quad (7)$$

$$C_{buy} = \sum_{y=1}^Y \frac{\sum_{d \in \Omega_y} \sum_{t=1}^T c_{buy} P_{buy,d}(t) \omega_d 365}{(1+r)^{y-1}} \quad (8)$$

$$C_{sell} = \sum_{y=1}^Y \frac{\sum_{d \in \Omega_y} \sum_{t=1}^T c_{sell} P_{sell,d}(t) \omega_d 365}{(1+r)^{y-1}} \quad (9)$$

$$C_{rep} = \sum_{y=1}^Y \frac{c_{ess}^{in} E_{ess} S_y^{rep}}{(1+r)^{y-1}} \quad (10)$$

$$C_{sal} = \frac{c_{ess}^{in} E_{ess} e_{ess}^{sal} + c_{pv}^{in} E_{pv} e_{pv}^{sal}}{(1+r)^{Y-1}} \quad (11)$$

$$C_{pun,1} = \begin{cases} 0, & E \geq E_0 \\ M, & E < E_0 \end{cases} \quad (12)$$

$$C_{pun,2} = \begin{cases} 0, & S \geq S_0 \\ M, & S < S_0 \end{cases} \quad (13)$$

$$E_{ess} \leq E_{ess}^{max}, E_{pv} \leq E_{pv}^{max} \quad (14)$$

式中: c_{ess}^{in} 、 c_{pv}^{in} ——储能、光伏单位容量投资成本,元/(kW·h)、元/kW; E_{ess} 、 E_{pv} ——储能(kW·h)、光伏配置容量(kW); r ——贴现率; c_{ess}^{om} 、 c_{pv}^{om} ——储能[元/(a·kW·h)]、光伏[元/(a·kW)]单

位容量年运维成本; Y ——规划年限, a ; c_{buy} 、 c_{sell} ——台区单位购售电价格,元/(kW·h); $P_{buy,d}(t)$ 、 $P_{sell,d}(t)$ ——台区在第 d 个典型日 t 时刻的购售电功率, kW; $P_{cha,d}(t)$ 、 $P_{dis,d}(t)$ ——台区储能的充放电功率, kW; ω_d ——典型日 d 的权重系数; Ω_y ——第 y 年的典型日集合; S_y^{rep} ——第 y 年储能替换的标志位, 0 为不替换, 1 为替换; e_{ess}^{sal} 、 e_{pv}^{sal} ——储能与光伏的残值率。目标函数中考虑了电量自平衡能力与重要负荷可靠供电约束违背的惩罚, E ——由下层计算得到该配置下的台区电量自平衡能力; E_0 ——电量自平衡能力下限; S ——台区内重要负荷离网可靠供电概率; S_0 ——可靠供电概率下限; M ——足够大的数; E_{ess}^{max} 、 E_{pv}^{max} ——农村微电网台区允许配置储能(kW·h)、光伏容量(kW)的上限。

2.1.2 下层调度模型

下层调度模型以台区日运行成本最小为目标,通过优化各典型日下台区的购售电以及台区内储能充放电功率实现经济调度。其目标函数为:

$$\min C = \min \sum_{d \in \Omega_0} \sum_{t=1}^T (c_{buy} P_{buy,d}(t) - c_{sell} P_{sell,d}(t)) \quad (15)$$

式中: T ——调度周期, 取为 24 h。

考虑如下运行约束:

1) 功率平衡约束

$$P_{buy,d}(t) + P_{pv,d}(t) + P_{dis,d}(t) = P_{sell,d}(t) + P_{load,d}(t) + P_{cha,d}(t) + P_{ab,d}(t), \forall d, \forall t \quad (16)$$

$$0 \leq P_{ab,d}(t) \leq P_{pv,d}(t), \forall d, \forall t \quad (17)$$

式中: $P_{pv,d}(t)$ 、 $P_{load,d}(t)$ 、 $P_{ab,d}(t)$ ——台区的光伏输出功率、负荷需求以及弃电功率, kW。

2) 储能运行约束

$$0 \leq P_{dis,d}(t) \leq u_d(t) P_{dis,max}, \forall d, \forall t \quad (18)$$

$$0 \leq P_{cha,d}(t) \leq (1 - u_d(t)) P_{cha,max}, \forall d, \forall t \quad (19)$$

$$S_d^{\text{SOC}}(t+1) = S_d^{\text{SOC}}(t) - \frac{P_{\text{dis},d}(t)}{\eta E_{\text{ess}}} + \frac{\eta P_{\text{ch},d}(t)}{E_{\text{ess}}}, \forall d, \forall t \quad (20)$$

$$S_{\min}^{\text{SOC}} \leq S_d^{\text{SOC}}(t) \leq S_{\max}^{\text{SOC}}, \forall d, \forall t \quad (21)$$

$$S_d^{\text{SOC}}(T) = S_d^{\text{SOC}}(0), \forall d \quad (22)$$

式中: $P_{\text{cha},\max}$ 、 $P_{\text{dis},\max}$ ——储能最大充放电功率, kW; $u_d(t)$ ——储能充放电标志位, 1 为放电状态, 0 为充电状态; $S_d^{\text{SOC}}(t)$ ——储能荷电状态; η ——储能充放电效率; $S_{\max}^{\text{SOC}}$ 、 $S_{\min}^{\text{SOC}}$ ——储能荷电状态上下限。

3) 交互功率约束

$$0 \leq P_{\text{buy},d}(t) \leq P_{\text{net},\max}, \forall d, \forall t \quad (23)$$

$$0 \leq P_{\text{sell},d}(t) \leq P_{\text{net},\max}, \forall d, \forall t \quad (24)$$

式中: $P_{\text{net},\max}$ ——台区与 10 kV 馈线交互功率上限, kW。

2.1.3 电量自平衡率

2017 年国家发改委出台的《推进并网型微电网建设试行办法》对微电网与外部电网的年交换电量提出了要求, 一般不超过年用电量的 50%^[26]。在此基础上, 本文以规划期典型日各时段微电网与外部电网交换功率、弃光功率的加权和与规划期用电量的比值为评价指标, 定义台区微电网的电量自平衡率, 如下所示:

$$E = 1 - \sum_{y=1}^Y \sum_{d \in \Omega_d} \sum_{t=1}^T \frac{\omega_d (P_{\text{buy},d}(t) + P_{\text{sell},d}(t) + P_{\text{ab},d}(t))}{P_{\text{load},d}(t)} \quad (25)$$

式中: E ——电量自平衡率, E 越大, 台区自平衡能力越大; $P_{\text{buy},d}(t)$ 、 $P_{\text{sell},d}(t)$ ——台区的购售电功率, kW。

2.1.4 离网可靠供电概率

《推进并网型微电网建设试行办法》中同时要求微电网独立运行时能保障重要负荷连续供电(不低于 2 h)。根据要求, 微电网运行需要满足式(26):

$$T^{\text{off}} \geq T_0^{\text{off}} \quad (26)$$

式中: T^{off} ——离网后台区内重要负荷维持的最大供电时长, h; T_0^{off} ——离网后重要负荷持续供电时长下限, h。

然而, 在离网时段内, 受环境因素影响, 可能出现分布式光伏出力持续较低的极端情况, 微电网难以保证所有时段离网均满足式(26), 否则将导致极高的投资成本, 经济性不足。因此, 本文采用机会约束表示离网条件下台区内重要负荷的可靠供电概率, 如式(27)所示。

$$\Pr\{T^{\text{off}} \geq T_0^{\text{off}}\} \geq S_0 \quad (27)$$

式中: S_0 ——可靠供电概率下限, 即微电网在离网场景下满足重要负荷最小供电时长的概率不低于 S_0 。

采用抽样平均近似方法将上述机会约束转化为确定性约束。基于各并网典型场景下的储能调度方案, 假设离网等概率地发生在各场景下任意时刻 t , 以场景 d 下 t 时刻储能的 $S_d^{\text{SOC}}(t)$ 作为输入, 按照下式计算离网后的储能充放电功率:

$$\Delta P_{d,t}(\tau) = P_{\text{PV},d}(t+\tau) - \beta \cdot P_{\text{load},d}(t+\tau) \quad (28)$$

式中: $\Delta P_{d,t}(\tau)$ ——场景 d 下 t 时刻发生离网后 τ 时刻台区的净功率(光伏功率和负荷功率的差值), kW; β ——台区中重

要负荷占比。

$$P_{\text{cha},d}^{\text{off}}(\tau) = \begin{cases} \min((S_{\max}^{\text{SOC}} - S_{d,t}^{\text{SOC,off}}(\tau)) \cdot E_{\text{ess}} / \eta, \\ \Delta P_{d,t}(\tau)) \Delta P_{d,t}(\tau) \geq 0 \\ 0, \Delta P_{d,t}(\tau) < 0 \end{cases} \quad (29)$$

$$P_{\text{dis},d}^{\text{off}}(\tau) = \begin{cases} 0, \Delta P_{d,t}(\tau) \geq 0 \\ \min((S_{d,t}^{\text{SOC,off}}(\tau) - S_{\min}^{\text{SOC}}) \cdot \\ E_{\text{ess}} \cdot \eta, -\Delta P_{d,t}(\tau)) \Delta P_{d,t}(\tau) < 0 \end{cases} \quad (30)$$

$$S_{d,t}^{\text{SOC,off}}(\tau+1) = S_{d,t}^{\text{SOC,off}}(\tau) - \frac{P_{\text{dis},d}^{\text{off}}(\tau)}{\eta E_{\text{ess}}} + \frac{\eta P_{\text{cha},d}^{\text{off}}(\tau)}{E_{\text{ess}}} \quad (31)$$

式中: $P_{\text{cha},d}^{\text{off}}(\tau)$ 、 $P_{\text{dis},d}^{\text{off}}(\tau)$ —— τ 时刻储能充放电功率, kW; $S_{d,t}^{\text{SOC,off}}(\tau)$ —— τ 时刻储能 SOC。当储能 SOC 达到最小值且 $\Delta P_{d,t}(\tau)$ 小于 0 时, 达到最长离网小时数 $T_{d,t}^{\text{off}}(\tau) = \tau - 1$ 。

离网条件下重要负荷的可靠供电概率 S 可表示为:

$$u_{d,t}^{\text{off}} = \begin{cases} 1, T_{d,t}^{\text{off}} \geq T_0^{\text{off}} \\ 0, T_{d,t}^{\text{off}} < T_0^{\text{off}} \end{cases} \quad (32)$$

$$S = \sum_{d \in \Omega_d} \sum_{t=1}^T u_{d,t}^{\text{off}} \cdot \omega_d / T \quad (33)$$

式中: $u_{d,t}^{\text{off}}$ ——重要负荷满足离网最小供电时长的标志位; S ——规划期典型日满足重要负荷离网最小供电时长比例的加权和, 可用于量化可靠供电概率。

最后, 将得到的 E 与 S 返回上层规划模型, 用以计算惩罚项 $C_{\text{pun},1}$ 与 $C_{\text{pun},2}$ 。

2.2 10 kV 光储规划模型

基于各台区光储规划结果, 以各台区在典型源荷场景下与 10 kV 馈线的交互功率为输入, 考虑 10 kV 馈线整体自平衡能力, 规划接入 10 kV 馈线的光储容量。上层配置模型的目标函数为:

$$\min C_{\text{total}}^{\text{FL}} = \min \left(\begin{matrix} C_{\text{in}}^{\text{FL}} + C_{\text{om}}^{\text{FL}} + C_{\text{buy}}^{\text{FL}} - C_{\text{sell}}^{\text{FL}} + \\ C_{\text{rep}}^{\text{FL}} - C_{\text{sal}}^{\text{FL}} + C_{\text{pun}}^{\text{FL}} \end{matrix} \right) \quad (34)$$

式中: $C_{\text{in}}^{\text{FL}}$ 、 $C_{\text{om}}^{\text{FL}}$ 、 $C_{\text{buy}}^{\text{FL}}$ 、 $C_{\text{sell}}^{\text{FL}}$ 、 $C_{\text{rep}}^{\text{FL}}$ 、 $C_{\text{sal}}^{\text{FL}}$ 、 $C_{\text{pun}}^{\text{FL}}$ ——接入馈线的光储初始投资成本、运维成本、馈线整体购电成本、售电收益、储能替换成本、光储残值以及惩罚项, 元, 其形式类似于式(6)~式(12), 在此不再赘述。

下层调度模型的目标函数为 10 kV 馈线的日调度成本最小, 可表示为:

$$\min C^{\text{FL}} = \min \sum_{d \in \Omega_d} \sum_{t=1}^T (c_{\text{buy}} P_{\text{buy},d}^{\text{FL}}(t) - c_{\text{sell}} P_{\text{sell},d}^{\text{FL}}(t)) \quad (35)$$

式中: $P_{\text{buy},d}^{\text{FL}}(t)$ 、 $P_{\text{sell},d}^{\text{FL}}(t)$ ——馈线的购、售电功率, kW。

考虑如下运行约束:

1) 配电网 DistFlow 潮流约束

$$\sum_{i \rightarrow j} (P_{ij}(t) - R_{ij} I_{ij,d}^2(t)) - P_{jd}(t) = \sum_{kj \rightarrow k} P_{jk,d}(t) \quad (36)$$

$$\sum_{i \rightarrow j} (Q_{ij,d}(t) - X_{ij} I_{ij,d}^2(t)) - Q_{jd}(t) = \sum_{kj \rightarrow k} Q_{jk,d}(t) \quad (37)$$

$$U_{i,d}^2(t) - U_{j,d}^2(t) = 2(R_{ij}P_{ij,d}(t) + X_{ij}Q_{ij,d}(t)) + (R_{ij}^2 + X_{ij}^2)I_{ij,d}^2(t) \quad (38)$$

$$I_{ij,d}^2(t)U_{i,d}^2(t) = P_{ij,d}^2(t) + Q_{ij,d}^2(t) \quad (39)$$

$$P_{j,d}(t) = P_{buy,dj}(t) + P_{cha,d}^{FL}(t) - P_{sell,dj}(t) - P_{dis,d}^{FL}(t) - P_{PV,d}^{FL}(t) \quad (40)$$

式中: $i \rightarrow j$ ——节点 i 为节点 j 的上游节点; $I_{ij,d}(t)$ ——从节点 i 向节点 j 流出的电流, A; $U_{i,d}(t)$ 和 $U_{j,d}(t)$ ——节点 i 和节点 j 的电压幅值, kV; $P_{ij,d}(t)$ 、 $Q_{ij,d}(t)$ ——从节点 i 向节点 j 流出的有功(kW)和无功功率(kVar); $P_{j,d}(t)$ ——节点 j 净负荷有功功率, kW; R_{ij} 、 X_{ij} ——节点 i 和节点 j 间线路的电阻值和电抗值, Ω ; $P_{sell,dj}(t)$ 、 $P_{buy,dj}(t)$ ——台区 j 售、购电功率, kW; $P_{cha,d}^{FL}(t)$ 、 $P_{dis,d}^{FL}(t)$ 、 $P_{PV,d}^{FL}(t)$ ——直接接入 10 kV 馈线的储能充电功率、光伏功率, kW。

2) 安全运行约束

$$u_{\min} \leq u_{i,d}(t) \leq u_{\max} \quad (41)$$

$$0 \leq i_{ij,d}(t) \leq i_{\max} \quad (42)$$

式中: $u_{\max}$ 、 $u_{\min}$ ——节点电压上下限的平方值; $i_{\max}$ ——支路电流上限的平方值。

4) 储能运行约束

$$0 \leq P_{dis,d}^{FL}(t) \leq \lambda(t)S_{ess,max}^{FL} \quad (43)$$

$$0 \leq P_{cha,d}^{FL}(t) \leq (1 - \lambda(t))S_{ess,max}^{FL} \quad (44)$$

$$\sqrt{P_{cha,d}^{FL}(t)^2 + Q_{ess}^{FL}(t)^2} \leq S_{ess,max}^{FL} \quad (45)$$

$$\sqrt{P_{dis,d}^{FL}(t)^2 + Q_{ess}^{FL}(t)^2} \leq S_{ess,max}^{FL} \quad (46)$$

$$S_{SOC,FL}(t+1) = S_{SOC,FL}(t) - \frac{P_{dis,d}^{FL}(t)}{\eta E_{ess}^{FL}} + \frac{\eta P_{cha,d}^{FL}(t)}{E_{ess}^{FL}} \quad (47)$$

$$S_{min}^{SOC,FL} \leq S_{SOC,FL}(t) \leq S_{max}^{SOC,FL} \quad (48)$$

$$S_{SOC,FL}(T) = S_{SOC,FL}(0) \quad (49)$$

式中: $S_{ess,max}^{FL}$ ——直接接入 10 kV 馈线的储能变流器容量, kVA; $\lambda(t)$ ——10 kV 馈线储能电池的充放电状态, 1 为放电, 0 为充电; $P_{cha,d}^{FL}(t)$ 、 $P_{dis,d}^{FL}(t)$ 、 $Q_{ess}^{FL}(t)$ —— t 时刻 10 kV 馈线储能系统的充放电功率(kW)和无功功率(kvar)。

10 kV 馈线整体的电量自平衡能力如式(50)所示。

$$E^{FL} = 1 - \sum_{y=1}^Y \sum_{d \in \Omega} \sum_{t=1}^T \frac{\omega_d(P_{buy,d}^{FL}(t) + P_{sell,d}^{FL}(t))}{\sum_{i=1}^N P_{load,d,i}(t)} \quad (50)$$

综合前述台区层和馈线层的规划模型, 本文所提微电网分层规划方法的逻辑框架如图 4 所示。

2.3 储能寿命模型

储能系统的全生命周期性能与运行工况密切相关, 为此, 本文考虑放电深度和循环次数对储能寿命的影响^[27-28]。

以台区储能为例, 储能系统单次充放电循环的放电深度可由充放电循环结束时刻的荷电状态确定:

$$S_d^E(t) = \max(u_d(t-1) - u_d(t), 0) \quad (51)$$

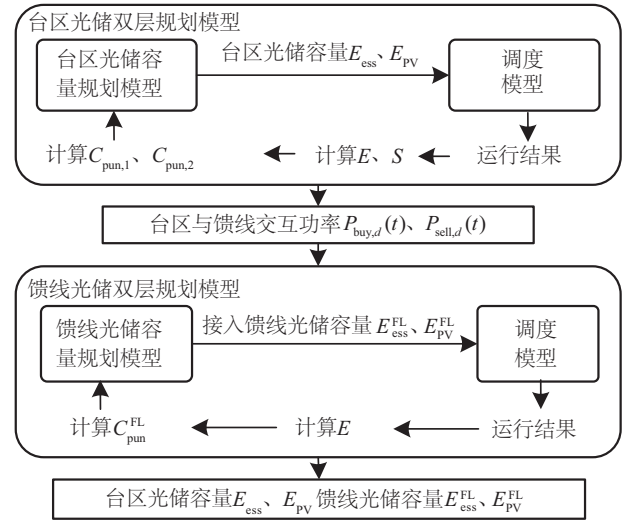


图 4 农村微电网分层规划方法的逻辑框架

Fig. 4 Multi-level planning logical framework of rural microgrid

$$D_d^{cyc}(t) = (1 - S_d^{SOC}(t))S_d^E(t) \quad (52)$$

式中: $S_d^E(t)$ ——储能在典型场景 d 下 t 时刻充放电循环结束的标志位, 为 1 时表示储能完成一次充放电循环; $D_d^{cyc}(t)$ ——储能在典型场景 d 下 t 时刻单次充放电循环的放电深度。

储能系统在单次充放电循环中等效的 100% 充放电循环次数可表示为:

$$N_d^{eq}(t) = \begin{cases} D_d^{cyc}(t)^{k_p}, & D_d^{cyc}(t) > 0 \\ 0, & D_d^{cyc}(t) = 0 \end{cases} \quad (53)$$

式中: $N_d^{eq}(t)$ ——储能在典型场景 d 下 t 时刻单次充放电循环次数, 次; k_p ——与储能种类有关的常数。

储能系统的实际寿命可表示为:

$$T = \min\{T_i, T_{cle}\} \quad (54)$$

式中: T_i ——储能浮充寿命, 是储能最大服务年限, a; T_{cle} ——储能循环寿命, 表示储能寿命循环次数耗尽所用的时间, a。

根据储能系统的实际寿命, 式(10)中的储能替换标志位可表示为:

$$S_y^{rep} = \begin{cases} 1, & y > T \\ 0, & y \leq T \end{cases} \quad (55)$$

3 案例分析

以中国北方某农村 2012—2022 年的源荷、经济与气象数据为输入开展研究。光伏与负荷功率时间分辨率为 1 h, 数据按 4:1 分为训练集与测试集。采用含 3 个 400 V 配电台区(分别带灌溉、农村居民、渔业负荷)的 10 kV 馈线验证本文方法。

仿真参数如下: 规划年限 10 a; 光伏初始投资 3000 元/kW, 运维 20 元/(kW·a); 储能初始投资 1600 元/(kW·h), 运维 20 元/(kW·h·a), 充放电倍率 0.5C, 充放电效率为 95%, SOC 上下限 100%、20%, 日调度起始 SOC 为 30%; 储能浮充寿命为

20 a;储能以 100% 放电深度运行的循环次数为 1500; k_p 为 2.9;残值回收率为 3%,贴现率为 7%;配电变压器容量为 200 kVA;台区与 10 kV 馈线交互功率上限为 200 kW;购电单价 0.571 元/(kW·h),售电单价 0.3 元/(kW·h);各台区电量自平衡下限 30%,10 kV 馈线下限 50%;各台区重要负荷占比分别为 20%、30%、40%;极端离网重要负荷可靠供电最低 2 h,台区内重要负荷最低可靠供电概率为 90%。仿真中主要参数来源依据见附录 A。

3.1 源荷场景生成

3.1.1 中长期负荷预测

为验证本文所提基于 DenseNet-Autoformer 的中长期负荷预测方法的有效性,设置 5 个模型进行对比分析:

- 模型 1:本文所提中长期负荷预测模型;
- 模型 2:相较于模型 1,不考虑气象、经济因素;
- 模型 3:考虑气象经济因素的 LSTM 模型;
- 模型 4:考虑气象经济因素的 Autoformer 模型;
- 模型 5:考虑气象经济因素的 Transformer+CNN 模型。

采用均方根误差(root mean square error, RMSE)和平均绝对误差(mean absolute error, MAE)作为中长期负荷预测模型精度评估指标^[29]。图 5 为 5 种模型预测结果,所有预测模型得到的月用电量预测趋势均与实测值一致,模型 1 曲线拟合度最高。

表 2 对比了 5 种模型的指标,可看出本文所提预测模型在指标上均优于对比模型, RMSE 较其他预测模型分别提升 5.31%、5.62%、1.76% 和 0.68%, MAE 较其他预测分别提升 5.1%、5.77%、2.27% 和 1.48%,验证了该模型在预测精度上具有一定优势。

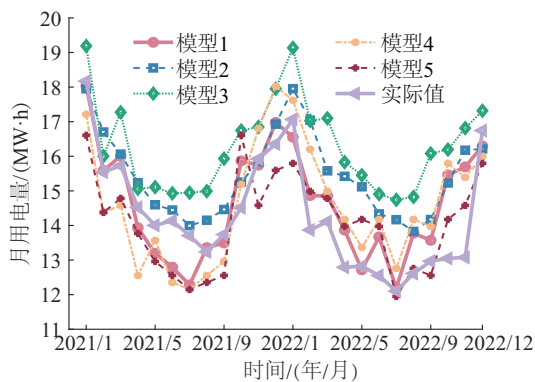


图 5 不同模型的预测结果

Fig. 5 Prediction results of different models

表 2 不同预测模型的预测评价指标

Table 2 Evaluation indicators of different prediction models

预测模型	模型 1	模型 2	模型 3	模型 4	模型 5
RMSE/%	5.15	10.46	10.77	6.91	5.83
MAE/%	3.91	9.01	9.68	6.18	5.39

3.1.2 源荷场景生成

为验证所提基于 WGAN-GP 的源荷场景生成模型的有效性,设置 3 个场景生成模型进行对比分析:

- 模型 1:本文所提源荷场景生成模型;
- 模型 2:基于 Copula 的场景生成模型;
- 模型 3:基于蒙特卡洛的场景生成模型。

按季节扩充的光伏与负荷样本见附录 B。如图 6 和图 7 所示,模型 1 和模型 3 生成的源荷场景的累积概率分布曲线更接近真实样本,模型 2 对源荷样本的低值段模拟偏差明显,场景生成的完整性不足。对生成数据进行 1~6 h 时间间隔的自相关系数分析,如图 8 和图 9 所示。本文模型和对比模型生成的数据在该时间间隔内均有自相关性,且随时间间隔增长,自相关系数减小,本文模型生成数据的自相关系数更接近真实数据,模型 2 生成的光伏场景与真实样本接近,但生成的负荷场景短期关联过度,长期关联不足,对时序关联的模拟效果受场景数据特性影响,稳定性弱于模型 1。模型 3 生成的源荷场景自相关系数均偏离真实样本,时序关联性差。

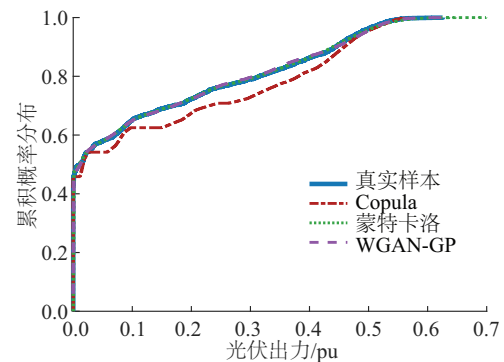


图 6 不同模型生成光伏样本的累积概率分布

Fig. 6 Cumulative probability distribution of PV power samples generated by different models

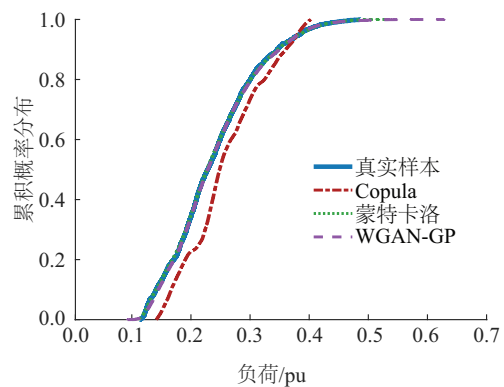


图 7 不同模型生成负荷样本的累积概率分布

Fig. 7 Cumulative probability distribution of load samples generated by different models

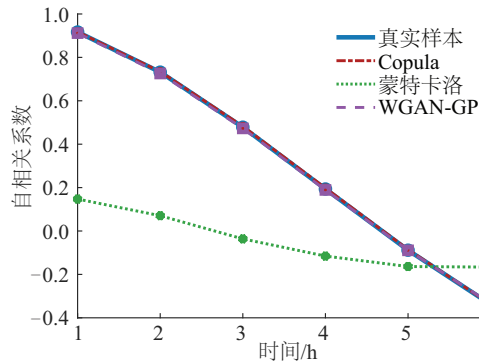


图8 不同模型生成光伏样本的自相关系数

Fig. 8 Autocorrelation coefficient of PV power samples generated by different models

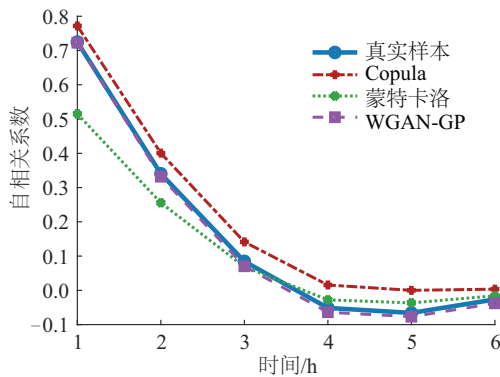


图9 不同模型生成负荷样本的自相关系数

Fig. 9 Autocorrelation coefficient of load samples generated by different models

综合附录 B、累积概率分布曲线及自相关系数分析,本文所提基于 WGAN-GP 的源荷场景生成方法能够有效模拟真实数据的时序特征与波动特性,保证生成样本的完整性与多样性。

3.1.3 源荷场景聚类

为验证所提基于 GMM 的源荷场景聚类模型的有效性,设置 2 个场景聚类模型进行对比分析:

模型 1:本文所提基于 GMM 的场景聚类方法;

模型 2:基于 k -均值的场景聚类方法。

采用全年光资源总量偏差、全年光资源分布偏差、全年负荷总量偏差和全年负荷分布偏差作为源荷场景聚类模型的评价指标,表 3 给出了不同模型的指标对比结果。

表3 不同聚类模型的评价指标

Table 3 Evaluation indicators of different clustering models

评价指标	模型 1	模型 2
全年光资源总量偏差	0.00968692	0.01307416
全年光资源分布偏差	0.01930765	0.03136581
全年负荷总量偏差	0.00968692	0.01307416
全年负荷分布偏差	0.01132517	0.01398623

由表 3 可知,基于 GMM 聚类模型的偏差指标均低于 k -均值聚类模型,表明 GMM 算法选取的典型源荷场景在保留原始数据有效信息方面更有优势。

3.2 规划结果分析

为验证本文所提农村微电网分层规划方法的有效性,设置 3 个对比模型进行比较分析:

模型 1:本文所构建规划模型;

模型 2:相较于模型 1,不考虑重要负荷在离网场景下的持续可靠供电能力;

模型 3:相较于模型 1,不考虑台区自平衡能力,直接对接入 10 kV 馈线的光储进行规划。

表 4 给出了 3 种规划模型的配置方案。在台区层面,模型 2 光储配置容量最低,模型 1 的储能和模型 3 的光伏配置容量最高。这是因为模型 2 未考虑极端离网场景,光储需求低于模型 1;模型 3 未考虑电量自平衡,光伏配置大,功率倒送严重,维持相同离网供电概率时储能需求低于模型 1。在 10 kV 馈线层面,模型 3 因台区未考虑自平衡,直接接入储能容量最高,用于缓解功率倒送。

表4 基于不同规划模型的光储配置方案

Table 4 PV and storage configuration schemes based on different planning models

对象	规划方案	模型 1	模型 2	模型 3
台区 1	光伏/kW	161	140	384
	储能/(kW·h)	28	0	28
台区 2	光伏/kW	140	140	369
	储能/(kW·h)	152	152	84
台区 3	光伏/kW	238	164	474
	储能/(kW·h)	202	103	201
馈线	光伏/kW	0	75	0
	储能/(kW·h)	388	483	5536

表 5 为不同模型对应的台区经济性和可靠性指标。由表 4 可知,在台区层面,模型 3 总成本表现较优。模型 1 因约束更多,较模型 2 分别提高 5.02%、0%、8.29%,较模型 3 分别提高 7.13%、15.07%、2.77%。但模型 1 以少量成本为代价,较模型 2 中重要负荷离网可靠供电概率分别提升 46.25%、7.38%、24.38%,保障了供电可靠性;较模型 3 电量自平衡能力分别提升 94.58%、80.34%、59.13%,重过载概率分别降低 12.5%、10.42%、18.8%,提升了能源自治能力。在与 10 kV 馈线交互功率上,模型 1 与模型 2 平均交互功率显著低于模型 3,降低了低压配变重过载概率。表 6 为不同模型对应的 10 kV 馈线经济性和可靠性指标。由表 6 可知,在 10 kV 整体层面上,模型 2 未考虑重要负荷离网可靠供电,总成本

最低;模型 3 台区经济性好,但 10 kV 馈线需配置更多储能,总成本最高,体现了分层规划的必要性。3 种模型因考虑了 10 kV 电量自平衡能力约束,整体重过载率较低。模型 1 和

模型 2 采用分层配置,可就地消纳台区光伏,吸收反向功率,降低了 10 kV 馈线的调节压力,重过载概率最低;模型 3 光伏装机容量最高,出力高时易功率倒送,重过载率最高。

表5 不同配置方案下各台区经济性与可靠性指标

Table 5 Economic and reliability indicators of rural microgrid under different configuration schemes

配置方案	模型 1			模型 2			模型 3		
	1	2	3	1	2	3	1	2	3
总成本/万元	95.15	170.98	215.93	90.60	170.98	199.4	88.82	148.59	210.11
$E/\%$	30.00	30.00	30.00	30.00	30.00	30.00	-64.58	-50.34	-29.13
$S/\%$	90.00	90.00	90.00	43.75	82.62	65.62	90.00	90.00	90.00
平均交互功率/kW	22.35	29.96	39.14	22.35	29.96	39.14	52.55	64.35	72.20
重过载率/%	0.00	0.00	4.16	0.00	0.00	1.04	12.50	10.42	22.96

表6 不同配置方案下 10 kV 馈线经济性与可靠性指标

Table 6 Economic and reliability indicators of 10 kV feeder lines under different configuration schemes

配置方案	模型 1	模型 2	模型 3
总成本/万元	566.96	561.43	1882.95
电量自平衡能力/%	50	50	50
与 35 kV 变电站平均交互功率/kW	65.32	65.32	65.32
重过载率/%	0.00	0.00	20.83

图 10 给出了模型 1 中 10 kV 配电网典型日下各节点的电压标么值,可以看到电压最大值、最小值分别为 1.022 pu 和 0.974 pu,均在允许范围内,保证了配电网潮流约束。

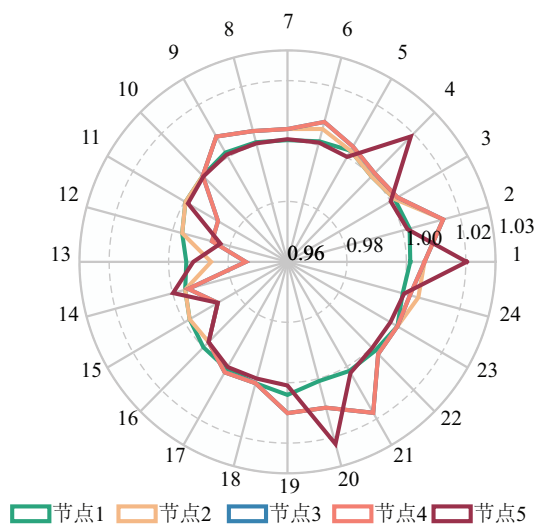


图 10 10 kV 配电网各节点电压标么值

Fig. 10 Voltage per unit value of each node in 10 kV distribution network

3.3 分层规划模型的灵敏度分析

为验证规划模型参数设置的合理性,本节对台区电量自平衡率下限、可靠供电概率下限、重要负荷占比参数变化的灵敏度进行分析。

3.3.1 台区电量自平衡率下限灵敏度分析

图 11 给出了台区成本在不同电量自平衡率下限的变化,从图中可以看出,台区层总成本随着电量自平衡率下限的增大而增大,在电量自平衡率下限为 30% 时存在明显“拐点”,超过 30% 后,总成本开始明显增大。因此,为兼顾台区层电量自平衡能力和经济性,案例分析中台区电量自平衡率下限设置为 30%。

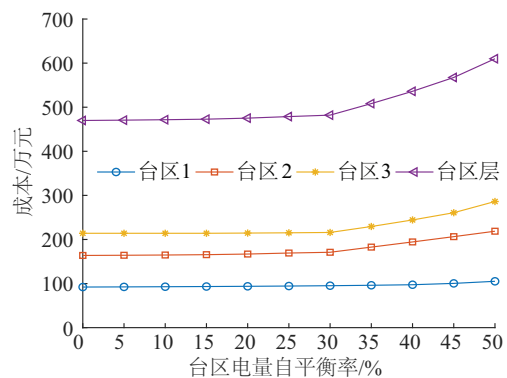


图 11 不同电量自平衡率下限的成本

Fig. 11 Cost of lower limit of self-balancing rate of different electricity quantifies

3.3.2 可靠供电概率下限灵敏度分析

图 12 给出了台区成本在不同离网可靠供电概率下限的变化,从图中可以看出,台区 2 的成本不变,这是因为台区 2 的光储配置满足任何时刻离网的可靠供电,即离网可靠供电机会约束为松约束。台区 1 和台区 3 成本随着离网可靠供电概率下限的增大而增大,当可靠供电概率超过 90% 后,台

区 3 成本开始明显增大,表明需要配置更多光伏和储能保障极端场景下重要负荷的供电可靠性。因此,为兼顾台区离网重要负荷可靠供电能力和经济性,案例分析中台区离网可靠供电概率下限设置为 90%。

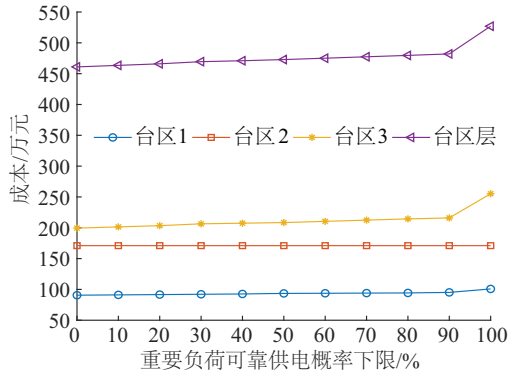


图 12 不同离网可靠供电概率下限的成本

Fig. 12 Cost of different lower limit of off-grid reliable power supply probability

3.3.3 台区重要负荷占比灵敏度分析

案例分析中,不同台区设置了不同重要负荷占比,台区 1、台区 2 和台区 3 的重要负荷占比分别为 20%、30% 和 40% (基准案例)。其中,台区 1 重要负荷为农时关键灌溉负荷、抗旱排涝应急用电和规模化农业设施;台区 2 重要负荷为涉及人身安全的负荷、基本生活保障负荷和公共安全相关负荷;台区 3 中的重要负荷为涉及养殖生物生存的关键设备、温控与环境调节设备和冷链与加工关键环节。为分析重要负荷占比对台区规划配置的影响,所有台区重要负荷占比等比例变化,总成本与比例的关系如图 13 所示。从图 13 中可看出,总成本随着比例的增大而增大,当比例为 1 时,即案例分析中设置的占比,台区层总成本开始明显增大。因此,案例分析中台区 1、台区 2 和台区 3 的重要负荷占比分别设置为 20%、30% 和 40%。

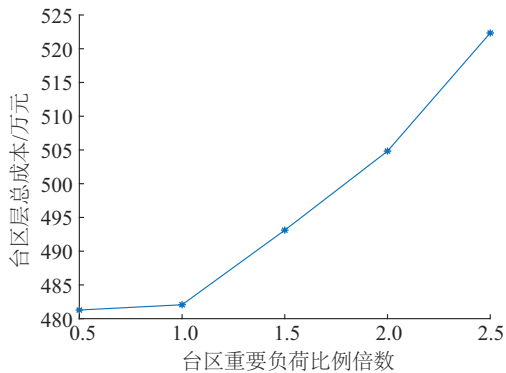


图 13 不同重要负荷占比的比例的总成本

Fig. 13 Total cost of proportion of different important loads

3.4 台区层与馈线层耦合关系分析

为分析台区自平衡率下限和馈线层规划之间的耦合关

系,给出馈线层整体总成本随台区自平衡率下限的变化关系,如图 14 所示。从图 14 中可看出,随着台区自平衡率下限的增大,台区层光储成本先减小后增大,在电量自平衡率下限为 30% 时达到最小值,这是因为当电量自平衡率下限小于 30% 时,台区配置更多的光伏降低购电成本和提高售电收益,电量自平衡率下限大于 30% 时,台区配置更多的储能降低与上级电网的交互功率。随着台区自平衡率下限的增大,馈线层成本减小,这是因为台区自平衡率下限越高,台区与 10 kV 馈线交互功率越小,10 kV 馈线调节压力越小,配置的储能减小,同时配置更多的光伏提高 10 kV 馈线层售电收益。

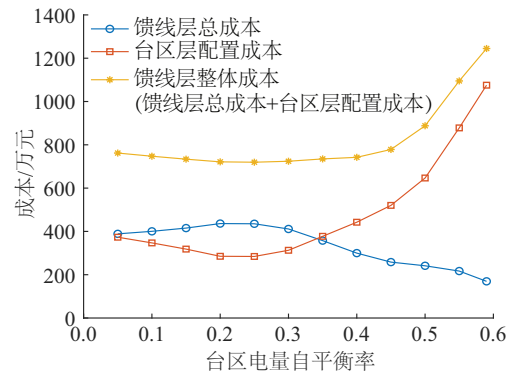


图 14 不同台区自平衡率下限的成本

Fig. 14 Cost off lower limit of self-balancing rate in different regions

4 结 论

针对农村微电网能源自治与可靠供电需求,本文构建基于 DenseNet-Autoformer 的中长期负荷预测模型和基于 WGAN-GP 的源荷场景扩充模型,并建立计及分层自平衡与离网供电可靠性的光储机会约束协调规划模型。仿真分析表明:

1) 负荷预测模型能够有效挖掘用电量时序特征,提高预测精度;源荷场景扩充模型不依赖于分布假设,生成的样本更贴近真实值,有效拟合了源荷的时序特性,保证了生成样本的多样性与完整性。

2) 所提分层规划方法能够兼顾分层自平衡与重要负荷供电可靠性。相比于不考虑重要负荷离网可靠供电的方法,本文方法在总成本增加 4.37% 的代价下,台区重要负荷离网可靠供电概率分别提升 46.25%、7.38% 和 24.38%;与不考虑台区自平衡能力的方法相比,总成本降低 69.89%,且台区自平衡能力更强,有效缓解了台区配变重过载。

附录网盘地址:

<https://pan.baidu.com/s/1mvkbzYOTW6PX3ZqliVC9Q>

提取码:1895

[参考文献]

- [1] NIU D X, SONG Z Y. Medium and long-term load forecasting based on system dynamics and electricity elasticity coefficient method in China[J]. Energy education science and technology part a: energy science and research, 2014, 32(3): 2085 - 2094.
- [2] MYSTAKIDIS A, TSALIKIDIS N, KOUKARAS P, et al. Power load forecasting: a time-series multi-step ahead and multi-model analysis [C]//2023 58th International Universities Power Engineering Conference (UPEC). Dublin, Ireland, 2023: 1-6.
- [3] JIANG X, LIU X H, GAO R. Hybrid load forecasting method based on fuzzy support vector machine and linear extrapolation[C]//Proceedings of the 10th World Congress on Intelligent Control and Automation. Beijing, China, 2012: 2431-2435.
- [4] ZHAO J, LIU X J. A hybrid method of dynamic cooling and heating load forecasting for office buildings based on artificial intelligence and regression analysis [J]. Energy and buildings, 2018, 174: 293-308.
- [5] FEKRI M N, PATEL H, GROLINGER K, et al. Deep learning for load forecasting with smart meter data: online adaptive recurrent neural network [J]. Applied energy, 2021, 282: 116177.
- [6] XIAO W J, MO L, XU Z X, et al. A hybrid electric load forecasting model based on decomposition considering fisher information [J]. Applied energy, 2024, 364: 123149.
- [7] 邱宜彬, 李诗涵, 刘璐, 等. 基于场景D藤Copula模型的多风电场出力相关性建模[J]. 太阳能学报, 2019, 40(10): 2960-2966.
QIU Y B, LI S H, LIU L, et al. Correlation modeling of power output among multiple wind farms based on scenario D vine Copula method [J]. Acta energiae solaris sinica, 2019, 40(10): 2960-2966.
- [8] GUO L, HOU R S, LIU Y X, et al. A novel typical day selection method for the robust planning of stand-alone wind-photovoltaic-diesel-battery microgrid [J]. Applied energy, 2020, 263: 114606.
- [9] ABDOOS A A, ABDOOS H, KAZEMITABAR J, et al. An intelligent hybrid method based on Monte Carlo simulation for short-term probabilistic wind power prediction [J]. Energy, 2023, 278: 127914.
- [10] WANG J Z, HU J M. A robust combination approach for short-term wind speed forecasting and analysis-Combination of the ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average), ELM (Extreme Learning Machine), SVM (Support Vector Machine) and LSSVM (Least Square SVM) forecasts using a GPR (Gaussian Process Regression) model[J]. Energy, 2015, 93: 41-56.
- [11] YU Y, LIU M, CHEN D Y, et al. Dynamic grouping control of electric vehicles based on improved k-means algorithm for wind power fluctuations suppression [J]. Global energy interconnection, 2023, 6(5): 542-553.
- [12] 段晓磊, 王宇飞, 魏云峰, 等. 考虑新能源消纳的配电网中分布式光伏及储能联合优化配置[J]. 现代电力, 2026, 43(1): 181-192, I0014, I0015.
DUAN X L, WANG Y F, WEI Y F, et al. DPV and HESS joint optimal configuration in distribution network considering renewable energy consumption [J]. Modern electric power, 2026, 43(1): 181-192, I0014, I0015.
- [13] 张靠社, 冯培基, 张刚, 等. 考虑机会约束的多能源微电网双层优化配置[J]. 太阳能学报, 2021, 42(8): 41-48.
ZHANG K S, FENG P J, ZHANG G, et al. Bi-level optimization configuration method for multi-energy microgrid considering chance constraints [J]. Acta energiae solaris sinica, 2021, 42(8): 41-48.
- [14] 陈明昊, 朱月瑶, 孙毅, 等. 计及高渗透率光伏消纳与深度强化学习的综合能源系统预测调控[J]. 电工技术学报, 2024, 39(19): 6054-6071, 6103.
CHEN M H, ZHU Y Y, SUN Y, et al. The predictive-control optimization method for park integrated energy system considering the high penetration of photovoltaics and deep reinforcement learning[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39 (19) : 6054-6071, 6103.
- [15] 宁可儿, 刘俊杉, 张超逸, 等. 考虑光伏消纳的配电网储能与直流选址定容协同规划[J]. 全球能源互联网, 2023, 6(1): 45-53.
NING K E, LIU J S, ZHANG C Y, et al. Coordinated planning of distribution grid energy storage and DC siting and sizing considering photovoltaic consumption [J]. Journal of global energy interconnection, 2023, 6(1): 45-53.
- [16] 张志刚, 唐巍, 李宗晟, 等. 考虑光伏消纳和时空多层级功率均衡的供电网格线路升级改造[J]. 电网技术, 2025, 49(8): 3156-3166, I0036-I0039.
ZHANG Z G, TANG W, LI Z S, et al. Lines upgrading of power supply mesh considering photovoltaics accommodation and spatial-temporal multi-level power balance [J]. Power system technology, 2025, 49 (8) : 3156-3166, I0036-I0039.
- [17] 姜恩宇, 陈周, 史雷敏, 等. 计及多重不确定性与综合贡献率的多微网合作运行策略[J]. 太阳能学报, 2023, 44(10): 80-89.
JIANG E Y, CHEN Z, SHI L M, et al. Cooperative operation strategy of multi-microgrids based on multiple uncertainties and comprehensive contribution rate [J].

- Acta energiae solaris sinica, 2023, 44(10): 80-89.
- [18] 陈臻, 樊小伟, 张文浩, 等. 促进分布式光伏消纳的两阶段源网荷储互动优化运行策略[J]. 电网技术, 2022, 46(10): 3786-3796.
- CHEN C, FAN X W, ZHANG W H, et al. Two-staged generation-grid-load-energy storage interactive optimization operation strategy for promotion of distributed photovoltaic consumption [J]. Power system technology, 2022, 46(10): 3786-3796.
- [19] 张涛, 杨建华, 靳开元, 等. 基于Stackelberg博弈的配电网分布式光伏低碳化消纳方法[J]. 电力自动化设备, 2023, 43(1): 48-54, 63.
- ZHANG T, YANG J H, JIN K Y, et al. Low-carbon consumption method of distributed photovoltaic for distribution network based on Stackelberg game [J]. Electric power automation equipment, 2023, 43(1): 48-54, 63.
- [20] 唐冬来, 倪平波, 李玉, 等. 基于互信共识标识的县域屋顶光伏消纳交易策略[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(22): 41-50.
- TANG D L, NI P B, LI Y, et al. Transaction strategy of roof-mounted photovoltaic accommodation for county area based on mutual trust and consensus identification [J]. Automation of electric power systems, 2022, 46(22): 41-50.
- [21] 范杏蕊, 李元诚. 基于改进 Autoformer 模型的短期电力负荷预测[J]. 电力自动化设备, 2024, 44(4): 171-177.
- FAN X R, LI Y C. Short-term power load forecasting based on improved Autoformer model [J]. Electric power automation equipment, 2024, 44(4): 171-177.
- [22] 方豪, 魏业文, 张子洵, 等. 基于格拉姆角和场和改进 DenseNet 的配电网故障选线方法[J]. 电力系统及其自动化学报, 2025, 37(9): 109-118.
- FANG H, WEI Y W, ZHANG Z X, et al. Fault line selection method for distribution network based on gramian angular summation field and improved DenseNet [J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2025, 37(9): 109-118.
- [23] 黄棋悦, 严楠, 钟旭佳. 基于生成对抗网络的风电爬坡功率预测[J]. 太阳能学报, 2023, 44(1): 226-231.
- HUANG Q Y, YAN N, ZHONG X J. Wind power ramping events prediction based on generative adversarial network [J]. Acta energiae solaris sinica, 2023, 44(1): 226-231.
- [24] 廖一帆, 武志刚. 基于迁移学习与 Wasserstein 生成对抗网络的静态电压稳定临界样本生成方法[J]. 电网技术, 2021, 45(9): 3722-3728.
- LIAO Y F, WU Z G. Critical sample generation method for static voltage stability based on transfer learning and Wasserstein generative adversarial network [J]. Power system technology, 2021, 45(9): 3722-3728.
- [25] 赵洪山, 孙承妍, 温开云. 基于多气象类型加权和改进高斯混合模型的光伏出力超短期概率预测[J]. 太阳能学报, 2024, 45(7): 567-576.
- ZHAO H S, SUN C Y, WEN K Y. Ultra-short-term probability prediction of PV output based on multi-weather-type-weighted and improved Gaussian mixture model [J]. Acta energiae solaris sinica, 2024, 45(7): 567-576.
- [26] 国家发展和改革委员会. 推进并网型微电网建设试行办法, 2017, [EB/OL]. <https://www.ndrc.gov.cn/xxgk/zcfb/tz/201707/W020190905503407193954.pdf>
- [27] 吴雄, 贺明康, 何雯雯, 等. 考虑储能寿命的风-光-火-储打捆外送系统容量优化配置[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(15): 66-75.
- WU X, HE M K, HE W W, et al. Optimal capacity of a wind-solar-thermo-storage-bundled power transmission system considering battery life [J]. Power system protection and control, 2023, 51(15): 66-75.
- [28] 杨修宇, 杨呈, 彭建, 等. 考虑储能循环里程成本的风-火-储协调优化调度方法[J]. 太阳能学报, 2024, 45(9): 122-130.
- YANG X Y, YANG C, PENG J, et al. Wind-fire-ess coordinated optimization scheduling method considering cost of energy storage cycle mileage [J]. Acta energiae solaris sinica, 2024, 45(9): 122-130.
- [29] 东亚光, 李凤婷, 王森. 跟踪计划出力的新能源场站与汇集站储能协调运行策略[J]. 电网技术, 2023, 47(4): 1579-1588.
- DONG Y G, LI F T, WANG S. Energy storage coordinated operation strategy of new energy stations and collection stations by tracking planned output [J]. Power system technology, 2023, 47(4): 1579-1588.
- [30] 李圣清, 高泽华, 乔靖潇, 等. 基于改进麻雀搜索算法的微电网容量优化配置[J]. 太阳能学报, 2025, 46(10): 424-433.
- LI S Q, GAO Z H, QIAO J X, et al. Capacity optimization configuration of microgrid based on improved sparrow search algorithm [J]. Acta energiae solaris sinica, 2025, 46(10): 424-433.
- [31] 赵靖英, 乔珩埔, 姚帅亮, 等. 考虑储能 SOC 自恢复的风电波动平抑混合储能容量配置策略[J]. 电工技术学报, 2024, 39(16): 5206-5219.
- ZHAO J Y, QIAO H (B/P), YAO S L, et al. Hybrid energy storage system capacity configuration strategy for stabilizing wind power fluctuation considering SOC self-recovery [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(16): 5206-5219.

COORDINATED PLANNING METHOD OF PV AND ENERGY STORAGE SYSTEM FOR RURAL MICROGRID CONSIDERING LAYERED CONSUMPTION AND POWER SUPPLY RELIABILITY UNDER OFF-GRID SCENARIOS

Liu Yixin¹, Li Yanrong¹, Guo Li¹, Ma Liang², Jiang Shigong², Li Peng³

(1. State Key Laboratory of Smart Power Distribution Equipment and System, Tianjin University, Tianjin 300072, China;

2. State Grid Economic and Technical Research Institute Co., Ltd., Beijing 102209, China;

3. Economic and Technical Research Institute of State Grid Henan Electric Power Company, Zhengzhou 450052, China)

Abstract: To enhance the consumption capacity of distributed photovoltaic (PV) and improve the power supply reliability of rural areas, this paper proposes a hierarchical coordinated planning method of PV and energy storage system for rural microgrids. Firstly, the medium and long-term load forecasting model based on the DenseNet-Autoformer network is proposed, which uses the autocorrelation mechanism to extract the deep time-series features, and comprehensively considers factors such as meteorology and economy on long-term monthly electricity consumption; Secondly, the Wasserstein generative adversarial network-gradient penalty method is used to expand the PV power samples. On this basis, the typical source and load scenarios are obtained via Gaussian mixture clustering; Finally, taking into account the electricity self-sufficiency and the off-grid reliability, the PV and storage configuration plan of the distribution transformer area is optimized, and the power supply reliability under extreme scenarios is quantified based on chance constraints. Meanwhile, considering the overall energy self-sustained ability of the 10 kV feeder, the feeder-level PV and storage configuration plan is optimized. The simulation results show that the proposed method can enhance the energy self-sustained ability and PV consumption capacity of rural microgrids and improve the power supply reliability in extreme scenarios.

Keywords: microgrids; artificial intelligence; planning; electric load forecasting; power supply reliability; layered consumption