

考虑5G基站可调度潜力的主动配电网扩展规划

陈玮林¹, 张沈习², 曹毅³, 杨龙², 程浩忠²

(1. 上海电力大学电气工程学院, 上海 200090; 2. 电力传输与功率变换控制教育部重点实验室(上海交通大学), 上海 200240; 3. 南方电网能源发展研究院, 广州 510663)

摘要: 随着信息通信技术的快速发展, 5G基站作为高密度、高能耗的负荷节点为主动配电网扩展规划带来了新的机遇与挑战。提出一种考虑5G基站可调度潜力的主动配电网扩展规划方法。首先, 根据5G基站的通信负载率将基站备用储能电池动态划分为最小备用电量 and 可调度电量。其次, 为处理分布式电源出力 and 负荷需求的不确定性, 采用变分贝叶斯高斯混合聚类算法构建典型日场景集。在此基础上, 以年综合费用最小为目标函数, 建立了考虑5G基站可调度潜力的主动配电网扩展规划模型。然后, 为提高模型求解效率, 利用二阶锥松弛法和Big-M法将模型转化为混合整数二阶锥规划模型。最后, 基于Portugal 54节点算例仿真分析, 验证了所提方法的可行性和有效性。

关键词: 主动配电网; 扩展规划; 5G基站; 可调度潜力; 变分贝叶斯高斯混合模型; 混合整数二阶锥规划

Active Distribution Network Expansion Planning Considering the Dispatchable Potential of 5G Base Station

CHEN Weilin¹, ZHANG Shenxi², CAO Yi³, YANG Long², CHENG Haozhong²

(1. School of Electrical Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China; 2. Key Laboratory of Control of Power Transmission and Conversion, Ministry of Education, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China; 3. Energy Development Research Institute, CSG, Guangzhou 510663, China)

Abstract: With the rapid development of information and communication technology, 5G base stations (5G BS), as high-density and high-energy-consuming load nodes, present both opportunities and challenges in the expansion planning of active distribution network (ADN). An ADN expansion planning method considering the dispatchable potential of 5G BS is proposed. Firstly, based on the communication load rate of 5G BS, the backup battery of the 5G BS is dynamically divided into minimum backup capacity and dispatchable capacity. Secondly, to address the uncertainty of distributed generation (DG) output and load demand, a clustering algorithm based on variational Bayesian Gaussian mixture model is used to construct typical daily scenarios. On this basis, with the minimum annual comprehensive cost as the objective function, an ADN expansion planning model considering 5G BS dispatchable potential is established. To improve the efficiency of model solving, the second-order cone relaxation method and the Big-M method are used to transform the model into a mixed-integer second-order cone programming problem. Finally, based on the Portugal 54-node simulation analysis, the feasibility and effectiveness of the proposed method are verified.

Key words: active distribution network; expansion planning; 5G base station; dispatchable potential; variational Bayesian Gaussian mixture model; mixed integer second-order cone programming

0 引言

主动配电网(active distribution network, ADN)是一种适应新型电力系统建设和“双碳”目标需要的

先进电网模式。ADN能够对接入的分布式电源(distributed generation, DG)和储能设备进行主动控制和管理^[1-2], 提高系统的灵活性与经济性。随着我国信息通信技术的快速发展, 5G基站作为高密度和高能耗的负荷节点, 其大规模部署将增加配电网运营商(distribution network operator, DNO)的规划投资成本。因此, 在ADN扩展规划研究中考虑

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(U1966206)。

Foundation item: Supported by the National Natural Science Foundation of China (U1966206).

5G 基站的可调度潜力具有重要意义^[3-4]。

5G 基站作为支撑第五代移动通信技术的关键基础设施, 能够为各种应用场景提供高质量的通信服务。为确保通信服务的可靠性, 5G 基站一般按照最大通信负载功耗备电 3 h 配置备用储能电池^[5]。据统计, 截至 2023 年 11 月, 我国建成并开通 5G 基站 321.5 万个, 其备用储能需求约为 23.09 GWh, 预计到 2025 年, 储能需求将达到 78.6 GWh^[6]。通信负载在不同区域和时段存在显著差异, 若备用储能电池一直按照最大通信负载进行浮充备电, 将导致储能资源大量闲置。因此, 利用 5G 基站闲置储能资源参与 ADN 优化运行, 可以提高 5G 基站备用储能电池的利用率, 从而降低 DNO 和通信网络运营商 (telecommunications network operator, TNO) 的运营成本^[7-8]。

ADN 扩展规划的目标是在满足负荷需求的基础上通过确定最优网架结构和设备配置方案增强对新能源的消纳能力, 提升资产利用率, 并减少和延缓投资成本。文献[9]提出了一种考虑规划层和运行层的双层 ADN 扩展规划模型, 采用概率多场景法处理规划中面临的不确定性问题, 通过对 DG 和储能设备的优化调度, 有效降低了 DNO 的规划和运营成本。文献[10-11]在 ADN 扩展规划模型中考虑了 DG 选址定容和可靠性评估, 能够在满足可靠性要求的前提下最小化总规划成本。进一步, 文献[12]建立了多主体 ADN 扩展规划模型, 通过最大化各方利益能够得到兼顾鲁棒性和经济性的规划方案。文献[13-14]对电动汽车 (electric vehicles, EV) 的可调度潜力进行挖掘, 建立了考虑 EV 快充站的 ADN 双层联合规划模型, 通过优化调度 EV 负荷的充/放电行为有效降低了 DNO 的规划成本。文献[15]在时间和空间上充分挖掘电网内部灵活性资源的可调潜力, 建立了考虑智能软开关 (soft open point, SOP) 和分布式储能设备的 ADN 双层规划模型。通过对 SOP 和分布式储能系统 (distributed energy storage system, DESS) 的联合规划, 能够改善系统电压水平, 减小综合运行成本。文献[16]在文献[15]的基础上, 以年综合费用最小为目标函数, 建立了考虑的 ADN 扩展规划模型, 通过对 SOP 和主动管理措施的优化提高了 ADN 的灵活性和经济性。上述文献均表明在 ADN 扩展规划研究中考虑 EV、SOP 和储能设备等灵活性资源可以增

强 ADN 的调节能力, 从而实现资源的最优配置, 降低规划投资成本。

目前, 已有部分文献在配电网规划研究中考考虑了 5G 基站的可调度潜力。文献[17]建立了考虑 5G 基站备用储能与 DESS 的运行层-投资层协同优化模型, 所提方法能够减少投资费用, 但未计及网架结构的规划。文献[18]提出了一种考虑 5G 基站网络能效管理的变电站规划模型, 能够减少变电站规划的容量, 降低投资成本, 但未对 DG 进行协同规划。此外, 上述文献均未计及 ADN 主动管理措施的影响, 未能充分挖掘 5G 基站参与 ADN 协同规划运行的可调度潜力。

综上所述, 本文针对 5G 基站大规模部署的场景提出了一种考虑 5G 基站可调度潜力的 ADN 扩展规划方法。首先, 建立了 5G 基站备用储能电量评估模型, 根据通信负载特性对其最小备用电量 and 可调度电量进行动态划分。其次, 考虑 DG 出力和负荷需求的不确定性影响, 采用变分贝叶斯高斯混合模型 (variational Bayesian Gaussian mixture model, VBGMM) 构建了典型日场景集。在此基础上, 以年综合费用最小为目标函数, 考虑 5G 基站备用储能运行约束、ADN 运行安全约束、网络拓扑结构约束和主动管理约束等, 构建了基于混合整数二阶锥规划 (mixed integer second-order cone programming, MISOCP) 的 ADN 扩展规划模型。最后, 在 54 节点算例上验证了所提规划方法的可行性和有效性。

1 5G 基站可调度电量评估模型

1.1 5G 基站功耗模型

5G 异构网络由不同类型的基站组成, 如宏基站、微基站、皮基站、飞基站等, 它们可以在同一频段或不同频段协同工作, 形成一种灵活的网络拓扑^[3]。本文仅对覆盖范围和功耗最大的 5G 宏基站进行分析。根据 5G 基站功耗的测试数据分析, 在最大通信负载情况下, 5G 基站信号发射单元占据总能耗的约 90%; 而在空载条件下, 仅占 15%^[5]。与此相比, 基站其他用电设备的功耗则相对较为稳定, 不随通信负载的变化而显著波动。因此, 5G 基站功耗可分为两部分: 一部分为基站的基准功耗, 为固定值与通信负载无关; 另一部分为基站的信号发射单元功耗, 与通信负载成

正比^[19]。

$$P_t^{\text{BS}} = P_{\text{bl}}^{\text{BS}} + T_t^{\text{BS}} P_{\text{ac, max}}^{\text{BS}} \quad (1)$$

式中: P_t^{BS} 为 5G 基站在 t 时段的通信功耗; $P_{\text{bl}}^{\text{BS}}$ 为 5G 基站的基准功耗; T_t^{BS} 为 5G 基站在 t 时段的通信负载率; $P_{\text{ac, max}}^{\text{BS}}$ 为 5G 基站的最大发射功耗。

随着信息通信技术的飞速发展, 网络直播、短视频等新兴业务呈爆发式增长, 由于其数据量大、实时性强、用户多等特点, 会导致 5G 基站通信负载率的急剧波动。不同典型区域的 5G 基站通信负载流量特性如图 1 所示^[20], 从图 1 中可以看出, 由于基站通信负载并非一直处于峰值水平, 并且不同地理功能区域的基站通信负载存在一定程度的互补性。因此, 综合考虑不同功能区域通信负载的影响, 有助于最大程度地挖掘和利用空闲时段的冗余备用储能资源。

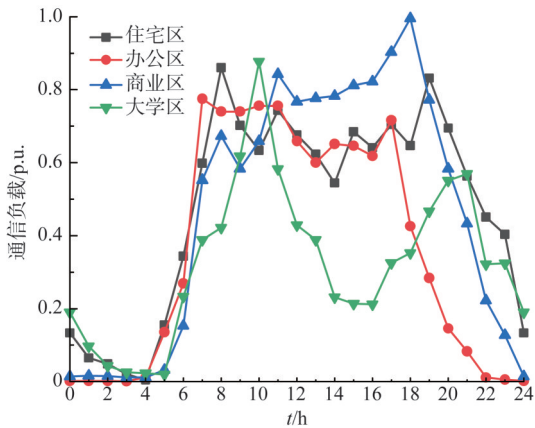


图 1 5G 基站通信负载特性

Fig1 Communication load characteristics of 5G BS

1.2 5G 基站备用储能电量评估模型

5G 基站备用储能电池必须优先保证基站自身的供电可靠性, 与常规储能系统有本质区别。因此, 本节将储能电池额定容量划分为最小备用电量 and 可调度电量。最小备用电量是应对市电故障时为满足基站通信设备持续工作必须保留的电量。可调度电量是指剩余的储能电池电量, 可以参与 ADN 规划优化。TNO 可通过能量管理系统 (energy management system, EMS) 实现对 5G 基站的节能控制, 包括符号关断、通道关断、深度休眠和功放调压等^[2, 4]。这些节能策略不仅有助于降低 5G 基站功耗, 同时也为 5G 基站备用储能参与 ADN 规划优化提供了技术支撑。

根据不同时段 5G 基站的通信负载特性, 计算

不同时刻储能电池充/放电能量的下限, 即可评估 5G 基站备用储能的最小备用电量和可调度电量如式(2)—(3)所示^[21]。

$$E_{n, t, \min}^{\text{BS}} = \int_t^{t+T_{\min}^{\text{BS}}} P_n^{\text{BS}}(\tau) d\tau \quad (2)$$

$$E_{n, t}^{\text{sch}} = E_{n, \max}^{\text{BS}} - E_{n, t, \min}^{\text{BS}} \quad (3)$$

式中: $E_{n, t, \min}^{\text{BS}}$ 为 5G 基站 n 在 t 时段的最小备用电量; $P_n^{\text{BS}}(\tau)$ 为基站 n 在 τ 时段的通信功耗; $T_{\min}^{\text{BS}}$ 为基站储能的最小备电时间, 可根据电网的供电可靠性数据和基站可靠性指标进行整定; $E_{n, t}^{\text{sch}}$ 为 5G 基站 n 在 t 时段的可调度电量; $E_{n, \max}^{\text{BS}}$ 为备用储能电池额定充/放电能量。

2 基于 VBGMM 的典型日场景构建方法

在 ADN 扩展规划中, 需要考虑长期源荷不确定性对规划方案产生的影响, 采用基于聚类算法的概率多场景典型日构建方法是一种有效的处理方式^[22]。k-means 聚类算法是一种常用的典型日场景构建方法, 通过筛选全年的负荷、风电 (wind turbine generation, WTG) 和光伏 (photovoltaic generation, PVG) 出力数据中的代表性日出力曲线, 为规划模型提供输入。然而, k-means 算法需要人工预设典型日场景数, 典型日数过多则会增加求解难度; 过少则可能陷入局部最优解。VBGMM 是一种基于概率模型的无监督聚类算法, 通过变分贝叶斯期望最大 (variational Bayesian expectation maximization, VBEM) 算法估计模型的参数^[23-24], 可以自适应确定最优典型日场景的数量和概率。以下是算法的具体计算步骤^[25]。

步骤 1: 假设某地区负荷、WTG 和 PVG 的出力数据集 $\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_i, \dots, \mathbf{x}_N]^T$ 由 K 个高斯分布混合而成, N 为数据集的天数。选取负荷、WTG 和 PVG 日功率曲线的均值和标准差共同表征 24 h 出力场景, 即 $\mathbf{x}_i = [p_{i, \text{mean}}^{\text{L}}, p_{i, \text{std}}^{\text{L}}, \dots, p_{i, \text{mean}}^{\text{WTG}}, p_{i, \text{std}}^{\text{WTG}}, \dots, p_{i, \text{mean}}^{\text{PVG}}, p_{i, \text{std}}^{\text{PVG}}]^T$, $p_{i, \text{mean}}^{\text{L}}, p_{i, \text{std}}^{\text{L}}, p_{i, \text{mean}}^{\text{WTG}}, p_{i, \text{std}}^{\text{WTG}}, p_{i, \text{mean}}^{\text{PVG}}, p_{i, \text{std}}^{\text{PVG}}$ 分别为负荷、WTG 和 PVG 出力均值; $p_{i, \text{std}}^{\text{L}}, p_{i, \text{std}}^{\text{WTG}}, p_{i, \text{std}}^{\text{PVG}}$ 分别为负荷、WTG 和 PVG 出力标准差。

$$P(\mathbf{X}|\boldsymbol{\theta}) = \sum_{k=1}^K \pi_k \mathcal{N}(\mathbf{x}_i | \boldsymbol{\mu}_k, \boldsymbol{\Sigma}_k) \quad (4)$$

式中: $P(\cdot)$ 为概率密度函数; K 为聚类簇数; $\boldsymbol{\theta} =$

$\{\pi_1, \dots, \pi_K, \mu_1, \dots, \mu_K, \Sigma_1, \dots, \Sigma_K\}$ 为高斯分布的参数; π_k 为第 k 个高斯分布的混合系数, 满足 $\sum_{k=1}^K \pi_k = 1$; μ_k 和 Σ_k 分别为第 k 个高斯分布的均值和协方差矩阵; $\mathcal{N}(\cdot)$ 为高斯分布的概率密度函数。

步骤 2: 引入隐变量 $\mathbf{Z} = \{z_{1k}, z_{2k}, \dots, z_{NK}\}$ 表示负荷、WTG 和 PVG 的日出力数据集在高斯混合分布的归属情况。其中 $z_{nk} \in \{0, 1\}$, 满足 $\sum_{k=1}^K z_{nk} = 1$, $z_{nk} = 1$ 表示第 n 个数据属于第 k 个高斯分布, $z_{nk} = 0$ 表示第 n 个数据不属于第 k 个高斯分布。假设数据点之间相互独立则有:

$$p(\mathbf{Z}|\boldsymbol{\pi}) = \prod_{k=1}^K \pi_k^{z_{nk}} \quad (5)$$

$$p(X|\mathbf{Z}, \boldsymbol{\theta}) = \prod_{k=1}^K \mathcal{N}(x_n | \mu_k, \Sigma_k)^{z_{nk}} \quad (6)$$

$$p(X, \mathbf{Z}|\boldsymbol{\theta}) = \prod_{n=1}^N p(\mathbf{Z}|\boldsymbol{\pi}) p(x_n | \mathbf{Z}, \boldsymbol{\theta}) \quad (7)$$

式中 $\boldsymbol{\pi} = [\pi_1, \pi_1, \dots, \pi_K]$ 为高斯分布的概率向量。

步骤 3: 通过选择适当的共轭先验分布, 迭代更新参数, 可以简化贝叶斯推断的计算过程, 并能保持后验分布的形式与先验分布相同, 无需进行复杂的积分计算。假设混合系数 π_k 的共轭先验分布服从狄利克雷(Dirichlet)分布, μ_k 和 Σ_k 的共轭先验分布服从正态-逆维希特(Normal-Inverse-Wishart)分布, 即:

$$p(\boldsymbol{\pi}|\boldsymbol{\alpha}) = \frac{\Gamma(\sum_{k=1}^K \alpha_k)}{\prod_{k=1}^K \Gamma(\alpha_k)} \prod_{k=1}^K \pi_k^{\alpha_k - 1} \quad (8)$$

$$p(\mu_k, \Sigma_k | \beta, m, W, v) = \mathcal{N}(\mu_k | m, \beta^{-1} \sum_k) \mathcal{W}(\Sigma_k | W_0, v) \quad (9)$$

式中: $\boldsymbol{\alpha} = \{\alpha_1, \dots, \alpha_K\}$ 为狄利克雷分布的超参数; β, m, W, v 为正态-逆维希特分布的超参数; $\mathcal{W}(\cdot)$ 为正态-逆维希特分布的概率密度函数; $\Gamma(\cdot)$ 为 Gamma 函数。

则模型的联合概率分布为:

$$p(X, \mathbf{Z}, \boldsymbol{\theta}) = p(\mathbf{X}|\mathbf{Z}, \mu_k, \Sigma_k) p(\mathbf{Z}|\boldsymbol{\pi}) p(\boldsymbol{\pi}) p(\mu_k | \Sigma_k) p(\Sigma_k) \quad (10)$$

步骤 4: 目标是求解后验概率分布 $p(\mathbf{Z}, \boldsymbol{\theta}|\mathbf{X})$, 但这个分布很难计算, 所以使用变分推断的方法, 引入一个近似的变分后验分布 $q(\mathbf{Z}, \boldsymbol{\theta})$ 来代替真实

的后验分布。

$$q(\mathbf{Z}, \boldsymbol{\theta}) = q(\mathbf{Z}) q(\boldsymbol{\theta}) = q(z_{nk}) \prod_{k=1}^K q(\pi, \mu_k, \Sigma_k) \quad (11)$$

式中 $q(\mathbf{Z})$ 、 $q(\boldsymbol{\theta})$ 分别为隐变量 $\mathbf{Z}$ 和高斯分布参数 $\boldsymbol{\theta}$ 的变分后验分布。

步骤 5: 为了求解最优的变分分布, 使用坐标上升法, 交替更新 $q(\mathbf{Z})$ 和 $q(\boldsymbol{\theta})$ 。

$$\ln \hat{q}(\mathbf{Z}) = E_{q(\boldsymbol{\theta})} [\ln p(\mathbf{X}, \mathbf{Z}|\boldsymbol{\theta})] + C \quad (12)$$

$$\ln \hat{q}(\boldsymbol{\theta}) = E_{q(\mathbf{Z})} [\ln p(\mathbf{X}, \mathbf{Z}, \boldsymbol{\theta} | \alpha, \beta, m, W, v)] + C \quad (13)$$

$$\hat{q}(\mathbf{Z}) = \prod_{n=1}^N \prod_{k=1}^K r_{nk}^{z_{nk}} \quad (14)$$

$$\hat{q}(\boldsymbol{\pi}) = \text{Dir}(\boldsymbol{\pi} | \alpha_k) \quad (15)$$

$$\hat{q}(\mu_k, \Sigma_k) = \prod_{k=1}^K \mathcal{N}(\mu_k | m_k, (\beta \sum_k)^{-1}) \mathcal{W}(\Sigma_k | W_k, v_k) \quad (16)$$

式中: $E_{q(\boldsymbol{\theta})}[\cdot]$ 为对 $q(\boldsymbol{\theta})$ 求期望; C 为常数项; $\text{Dir}(\cdot)$ 为狄利克雷分布的概率密度函数; r_{nk} 为第 n 个数据点属于第 k 个高斯分布的概率。

步骤 6: 重复步骤 5, 将近似分布和真实后验分布之间的 KL(Kullback-Leibler) 散度最小化, 直到变分下界 $L(q)$ 小于设定的阈值 ξ 为止。

$$L(q) = E_{q(\mathbf{Z}, \boldsymbol{\theta})} [\ln p(\mathbf{X}, \mathbf{Z}, \boldsymbol{\theta})] - E_{q(\mathbf{Z}, \boldsymbol{\theta})} [\ln q(\mathbf{Z}) q(\boldsymbol{\theta})] \quad (17)$$

步骤 7: 根据迭代停止后输出 $\hat{q}(\mathbf{Z})$ 的最优参数 r_{nk} , 将数据点划分到概率最大的典型日中, 即:

$$k^* = \arg \max_k \{r_{nk}\} \quad (18)$$

式中 k^* 为第 n 个数据点划分至典型日的索引。

最后, 得到 K 个考虑负荷、WTG 和 PVG 出力的典型日场景集。

$$x_i \sim \mathcal{N}(\mu_{k^*}, \Sigma_{k^*}) \quad (19)$$

式中 μ_{k^*} 和 Σ_{k^*} 分别为第 k^* 个最终确定高斯分布的均值和协方差矩阵。

3 考虑 5G 基站可调度潜力的 ADN 扩展规划模型

3.1 目标函数

ADN 年综合费用分为年化投资费用 C^{Inv} 和年运行费用 C^{Ope} ; 其中, C^{Inv} 包括折算到每年的变电站

投资费用、线路投资费用、WTG 投资费用和 PVG 投资费用； C^{Ope} 包括设备运行维护费用 C^{Om} 、购电费用 C^{Pur} 、弃风弃光惩罚费用 C^{Cur} 和基站储能调度费用 C^{BS} 。模型中的决策变量包括变电站的新建和扩容、线路的新建、WTG 和 PVG 的选址定容和功率调节、有载调压变压器抽头 (on-line tap changer, OLTC) 的档位调节、5G 基站备用储能可调度电量的充/放电功率。

$$\min F = C^{\text{Inv}} + C^{\text{Ope}} \quad (20)$$

$$C^{\text{Inv}} = A^s \sum_{i \in \Phi_{\text{SC}}} x_i^{\text{SC}} c_i^{\text{SC}} + A^s \sum_{i \in \Phi_{\text{SE}}} x_i^{\text{SE}} c_i^{\text{SE}} + A^L \sum_{(ij) \in \Omega_L} x_{ij} c_{ij}^{\text{Line}} L_{ij} + A^W \sum_{i \in \Phi_{\text{WTG}}} x_i^W c_i^{\text{WTG}} S_i^{\text{WTG}} + (21)$$

$$A^P \sum_{i \in \Phi_{\text{PVG}}} x_i^P c_i^{\text{PVG}} S_i^{\text{PVG}} \quad (22)$$

$$C^{\text{Ope}} = C^{\text{Om}} + C^{\text{Pur}} + C^{\text{Cur}} + C^{\text{BS}}$$

$$C^{\text{Om}} = 365 \sum_{s \in \Omega_D} D_s \sum_{t \in \Omega_T} \left(\sum_{i \in \Phi_{\text{WTG}}} f_i^{\text{WTG}} P_{i,s,t}^{\text{WTG}} \Delta t + \sum_{i \in \Phi_{\text{PVG}}} f_i^{\text{PVG}} P_{i,s,t}^{\text{PVG}} \Delta t \right) + \sum_{i \in \Phi_{\text{SC}}} x_i^{\text{SC}} f_i^{\text{Sub}} + \sum_{i \in \Phi_{\text{SE}}} x_i^{\text{SE}} f_i^{\text{Sub}} \quad (23)$$

$$C^{\text{Pur}} = 365 \sum_{s \in \Omega_D} D_s \sum_{t \in \Omega_T} \sum_{i \in \Phi_{\text{SC}} \cup \Phi_{\text{SE}}} \varpi_p P_{i,s,t}^{\text{Sub}} \Delta t \quad (24)$$

$$C^{\text{Cur}} = 365 \sum_{s \in \Omega_D} D_s \sum_{t \in \Omega_T} \left[\sum_{i \in \Phi_{\text{WTG}}} c^{W, \text{Cur}} (\overline{P}_{i,s,t}^{\text{WTG}} - P_{i,s,t}^{\text{WTG}}) \Delta t + \sum_{i \in \Phi_{\text{PVG}}} c^{P, \text{Cur}} (\overline{P}_{i,s,t}^{\text{PVG}} - P_{i,s,t}^{\text{PVG}}) \Delta t \right] \quad (25)$$

$$C^{\text{BS}} = 365 \sum_{s \in \Omega_D} D_s \sum_{t \in \Omega_T} \sum_{i \in \Omega_{\text{BS}}} f_i^{\text{BS}} (\eta_c P_{i,t}^{\text{char}} \Delta t + P_{i,t}^{\text{dis}} \Delta t / \eta_d) \quad (26)$$

式中： $A^a = d(1+d)^{\gamma^a} / [(1+d)^{\gamma^a} - 1]$ ，为设备 a 的现值转等年值系数； d 为折现率； γ^a 为设备 a 的折旧年限； Ω_D 和 Ω_T 分别为典型日场景和模拟运行时段集合； s 和 t 分别为当前的典型日场景和时段； Δt 为仿真步长，为 1h； D_s 为第 s 个典型日场景的概率； Φ_{SC} 、 Φ_{SE} 、 Φ_{WTG} 和 Φ_{PVG} 分别为待新建变电站集合、待扩容变电站集合、WTG 和 PVG 待选节点集合； Ω_L 为线路分支集合； x_i^{SC} 、 x_i^{SE} 、 x_{ij} 、 x_i^W 和 x_i^P 分别为变电站新建、变电站扩容、线路新建、WTG 和 PVG 新建的 0-1 决策变量； $x_i^a = 1$ 和 $x_i^a = 0$ 表示是否投资设备 a ； c_i^{SC} 、 c_i^{SE} 、 c_{ij}^{Line} 、 c_i^{WTG} 和 c_i^{PVG} 分别为新建变电站投资费用、扩容变电站投资费用、单位长度新建线路投资费用、WTG 和 PVG 单位容量投资费用； S_i^{WTG} 和 S_i^{PVG} 分别为 WTG 和 PVG

在节点 i 处的安装容量； L_{ij} 为线路 ij 的长度； f^{WTG} 和 f^{PVG} 分别为 WTG 和 PVG 发出单位电量的运行维护费用； $P_{i,s,t}^{\text{WTG}}$ 和 $P_{i,s,t}^{\text{PVG}}$ 分别为 WTG 和 PVG 的有功出力； $\overline{P}_{i,s,t}^{\text{WTG}}$ 和 $\overline{P}_{i,s,t}^{\text{PVG}}$ 分别为 WTG 和 PVG 的出力上限； f_i^{Sub} 为变电站年运行维护费用； ϖ_p 为 t 时段的购电电价； $P_{i,s,t}^{\text{Sub}}$ 为向上级电网的购电功率； $c^{W, \text{Cur}}$ 和 $c^{P, \text{Cur}}$ 分别为单位弃风弃光的惩罚费用； Ω_{BS} 为 5G 基站的接入节点集合； f^{BS} 为 DNO 向 5G 基站储能参与调度的补贴费用； $P_{i,s,t}^{\text{char}}$ 和 $P_{i,s,t}^{\text{dis}}$ 分别为 5G 基站储能充电和放电的有功功率； A^s 、 A^L 、 A^W 、 A^P 分别为变电站、线路、WTG 和 PVG 的现值转等年值系数。

3.2 约束条件

3.2.1 设备安装容量约束

1) 新建、扩建变电站容量约束

$$\sqrt{(P_{i,s,t}^{\text{Sub}})^2 + (Q_{i,s,t}^{\text{Sub}})^2} \leq x_i^{\text{SC}} S_{i,\text{rated}}^{\text{SC}}, \forall i \in \Phi_{\text{SC}} \quad (27)$$

$$\sqrt{(P_{i,s,t}^{\text{Sub}})^2 + (Q_{i,s,t}^{\text{Sub}})^2} \leq S_{i,\text{rated}}^0 + x_i^{\text{SE}} S_{i,\text{rated}}^{\text{SE}}, \forall i \in \Phi_{\text{SE}} \quad (28)$$

式中： $Q_{i,s,t}^{\text{Sub}}$ 分别为节点 i 处变电站的无功功率； $S_{i,\text{rated}}^{\text{SC}}$ 为节点处待新建变电站的额定容量； $S_{i,\text{rated}}^0$ 和 $S_{i,\text{rated}}^{\text{SE}}$ 分别为节点 i 已有变电站的变压器额定容量和待扩容变压器的额定容量。

2) DG 安装容量约束

$$\begin{cases} 0 \leq n_i^{\text{WTG}} S_0^{\text{WTG}} \leq S_{i,\text{max}}^{\text{WTG}}, \forall i \in \Phi_{\text{WTG}} \\ 0 \leq n_i^{\text{PVG}} S_0^{\text{PVG}} \leq S_{i,\text{max}}^{\text{PVG}}, \forall i \in \Phi_{\text{PVG}} \end{cases} \quad (29)$$

式中： n_i^{WTG} 和 n_i^{PVG} 分别为节点 i 处 WTG 和 PVG 的安装数量； S_0^{WTG} 和 S_0^{PVG} 分别为 WTG 和 PVG 的单位安装容量； $S_{i,\text{max}}^{\text{WTG}}$ 和 $S_{i,\text{max}}^{\text{PVG}}$ 分别为节点 i 处 WTG 和 PVG 的安装容量上限。

3.2.2 ADN 网络拓扑结构约束

1) 辐射状约束

配电网正常运行时，网络结构是一个无环的树形结构，即从根节点到任何一个负载点都有一条唯一的路径。树形结构约束可以通过判断网络中环的数量来表示。

$$\sum_{(ij) \in \Omega_L} (x_{ij}^0 + x_{ij}) = |\Omega_N| - (|\Phi_{\text{SE}}| + \sum_{i \in \Phi_{\text{SC}}} x_i^{\text{SC}}) \quad (30)$$

式中： x_{ij}^0 为已有线路； Ω_N 为节点集合； $|\cdot|$ 为集合中元素的数量。

2) 连通性约束

连通性约束确保配电网中任意两个节点之间至

少存在一条供电路径, 避免出现孤立的节点或断开的路径, 保证 DG 节点不被孤立。

$$0 \leq \sum_{j \in N(i)} y_{ij} \leq |\Omega_N| - |\Phi_{SE}|, \forall i \in \Phi_{SE} \quad (31)$$

$$-1 + x_i^{SC} \leq \sum_{j \in N(i)} y_{ij} \leq -1 + \quad (32)$$

$$(|\Omega_N| - |\Phi_{SE}|) x_i^{SC}, \forall i \in \Phi_{SC}$$

$$\sum_{j \in N(i)} y_{ij} = -1, \forall i \in \Omega_N / (\Phi_{SC} \cup \Phi_{SE}) \quad (33)$$

$$|y_{ij}| \leq (|\Omega_N| - |\Phi_{SE}|) x_{ij}, \forall (ij) \in \Omega_L \quad (34)$$

式中: y_{ij} 为节点 i 流向节点 j 的虚拟潮流, y_{ij} 为整数型变量, $y_{ij} = -y_{ji}$; 负荷节点的虚拟负荷均为 1; $N(i)$ 为与节点 i 相连接的节点集; Ω_L 为支路集合。

3.2.3 5G 基站备用储能运行约束

1) 基站储能充/放电能量限值约束

在一个充/放电周期内, 基站各时段储能的电量应保持在评估的可调度电量内。

$$E_{n,t,\min}^{BS} \leq E_{n,s,t}^{BS} \leq E_{n,\max}^{BS}, \forall n \in \Omega_{BS} \quad (35)$$

式中: $E_{n,s,t}^{BS}$ 为基站 n 在典型日 s 中 t 时段的电量; $E_{n,t,\min}^{BS}$ 为基站 n 在 t 时段的最小备用电量; $E_{n,\max}^{BS}$ 为基站 n 在 t 时段的最大电量。

2) 基站储能充/放电能量连续性约束

基站储能充/放电能量遵循严格的时间序列连续性, 它按照充/放电功率的大小, 按时间顺序累积计算, 如下式所示。

$$E_{n,s,t+1}^{BS} = E_{n,s,t}^{BS} + \eta_c P_{n,s,t}^{\text{char}} \Delta t - P_{n,s,t}^{\text{dis}} \Delta t / \eta_d, \forall n \in \Omega_{BS} \quad (36)$$

式中: η_c 和 η_d 分别为基站储能的充/放电效率; $P_{n,s,t}^{\text{char}}$ 和 $P_{n,s,t}^{\text{dis}}$ 分别为基站储能 n 在典型日 s 中 t 时段的充/放电功率。

$$E_{n,s,0}^{BS} = E_{n,s,24}^{BS} = E_{n,s}^{\text{initial}}, \forall n \in \Omega_{BS} \quad (37)$$

式中: $E_{n,s,0}^{BS}$ 和 $E_{n,s,24}^{BS}$ 分别为基站 n 储能在典型日 s 中 0 时段和 24 时段的电量; $E_{n,s}^{\text{initial}}$ 为基站 n 在典型日 s 中的初始充/放电能量, 假设均一致。

3) 基站储能充/放电功率约束

$$\begin{cases} 0 \leq P_{n,s,t}^{\text{char}} \leq \overline{P}_n^{\text{char}} \cdot \zeta_{n,s,t}^B, \forall n \in \Omega_{BS} \\ 0 \leq P_{n,s,t}^{\text{dis}} \leq \overline{P}_n^{\text{dis}} \cdot [1 - \zeta_{n,s,t}^B], \forall n \in \Omega_{BS} \end{cases} \quad (38)$$

式中: $\overline{P}_n^{\text{char}}$ 和 $\overline{P}_n^{\text{dis}}$ 分别为基站 n 储能充/放电功率上限; $\zeta_{n,s,t}^B \in \{0, 1\}$, 表示基站储能的充/放电状态, 1 为充电, 0 为放电。

3.2.4 ADN 运行安全约束

1) 节点电压约束

$$\underline{U}_i \leq U_{i,s,t} \leq \overline{U}_i, \forall i \in \Omega_N \quad (39)$$

式中: $U_{i,s,t}$ 为节点 i 处的电压幅值; $\overline{U}_i$ 和 $\underline{U}_i$ 分别为节点 i 处电压幅值的上下限。

2) 支路电流约束

$$|I_{ij,s,t}| \leq (x_{ij}^0 + x_{ij}) \overline{I}_{ij}, \forall (ij) \in \Omega_L \quad (40)$$

式中: $I_{ij,s,t}$ 为支路 (ij) 的电流幅值; $\overline{I}_{ij}$ 为支路 (ij) 的载流量幅值上。

3.2.5 潮流约束

$$\sum_{k:(j,k) \in \Omega_L} P_{jk,s,t} = \sum_{i:(i,j) \in \Omega_L} (P_{ij,s,t} - R_{ij} I_{ij,s,t}^2) + P_{j,s,t} \quad (41)$$

$$\sum_{k:(j,k) \in \Omega_L} Q_{jk,s,t} = \sum_{i:(i,j) \in \Omega_L} (Q_{ij,s,t} - X_{ij} I_{ij,s,t}^2) + Q_{j,s,t} \quad (42)$$

$$U_{j,s,t}^2 \leq U_{i,s,t}^2 - 2(R_{ij} P_{ij,s,t} + X_{ij} Q_{ij,s,t}) + (R_{ij}^2 + X_{ij}^2) I_{ij,s,t}^2 + M(1 - x_{ij}) \quad (43)$$

$$U_{j,s,t}^2 \geq U_{i,s,t}^2 - 2(R_{ij} P_{ij,s,t} + X_{ij} Q_{ij,s,t}) + (R_{ij}^2 + X_{ij}^2) I_{ij,s,t}^2 - M(1 - x_{ij}) \quad (44)$$

$$I_{ij,s,t}^2 U_{i,s,t}^2 = P_{ij,s,t}^2 + Q_{ij,s,t}^2 \quad (45)$$

式中: $P_{jk,s,t}$ 和 $Q_{jk,s,t}$ 分别为支路 (jk) 首端的有功和无功功率; $P_{ij,s,t}$ 和 $Q_{ij,s,t}$ 分别为支路 (ij) 首段的有功和无功功率; R_{ij} 和 X_{ij} 分别为支路 (ij) 的电阻和电抗; $U_{i,s,t}$ 和 $U_{j,s,t}$ 分别为节点 i 和 j 的电压幅值; M 为足够大的正整数。

$P_{j,s,t}$ 和 $Q_{j,s,t}$ 的表达式分别如式(46)和式(47)所示。若节点 i 处未安装相应的设备, 则对应项取为 0。

$$P_{j,s,t} = P_{j,s,t}^{\text{Sub}} + P_{j,s,t}^{\text{WTG}} + P_{j,s,t}^{\text{PVG}} - P_{j,s,t}^{\text{L}} + \sum_{n \in \Omega_{BS}} (P_{n,s,t}^{\text{dis}} - P_{n,s,t}^{\text{char}} - P_{n,s,t}^{\text{BS}}) \quad (46)$$

$$Q_{j,s,t} = Q_{j,s,t}^{\text{Sub}} + Q_{j,s,t}^{\text{WTG}} + Q_{j,s,t}^{\text{PVG}} - Q_{j,s,t}^{\text{L}} \quad (47)$$

式中: $P_{n,s,t}^{\text{BS}}$ 为节点 j 处 5G 基站 n 的有功功率损耗; $Q_{j,s,t}^{\text{WTG}}$ 、 $Q_{j,s,t}^{\text{PVG}}$ 分别为节点 j 处 WTG 和 PVG 的无功功率; $P_{j,s,t}^{\text{L}}$ 和 $Q_{j,s,t}^{\text{L}}$ 分别为节点 j 处负荷的有功和无功功率。

3.2.6 ADN 主动管理约束

考虑的主动管理措施包括 OLTC 抽头调节和 DG 功率调节。

1) OLTC 抽头调约束

$$U_{i,s,t} = (1 + K_t^0 \Delta k_t^0) U_{b,s,t}, \forall i \in \Phi_{SC} \cup \Phi_{SE} \quad (48)$$

$$-K_{\max}^0 \leq K_t^0 \leq K_{\max}^0, K_t^0 \in \mathbb{Z} \quad (49)$$

式中: $U_{b,s,t}$ 为虚拟节点 b 在 t 时段的电压幅值; 整

数 K_i^0 为分接头所在档位; Δk_i^0 为分接头每一档调节时匝数比的变化步长; $K_{\max}^0$ 为分接头正、负最大调节档位数; $\mathbb{Z}$ 为整数集合。

2) DG 功率调节约束

$$\begin{cases} P_{i,s,t}^{\text{WTG}} \leq P_{i,s,t}^{\text{WTG}} \leq \overline{P}_{i,s,t}^{\text{WTG}} \\ P_{i,s,t}^{\text{PVG}} \leq P_{i,s,t}^{\text{PVG}} \leq \overline{P}_{i,s,t}^{\text{PVG}} \\ P_{i,s,t}^{\text{WTG}} \tan(\varphi_{i,\min}^{\text{DG}}) \leq Q_{i,s,t}^{\text{WTG}} \leq P_{i,s,t}^{\text{WTG}} \tan(\varphi_{i,\max}^{\text{DG}}) \\ \frac{P_{i,s,t}^{\text{PVG}} \sqrt{1 - (\varphi_{i,\min}^{\text{DG}})^2}}{\varphi_{i,\min}^{\text{DG}}} \leq Q_{i,s,t}^{\text{PVG}} \leq \frac{P_{i,s,t}^{\text{PVG}} \sqrt{1 - (\varphi_{i,\max}^{\text{DG}})^2}}{\varphi_{i,\max}^{\text{DG}}} \end{cases} \quad (50)$$

式中 $\varphi_{i,\max}^{\text{DG}}$ 和 $\varphi_{i,\min}^{\text{DG}}$ 分别为节点 i 处 DG 功率因数角的最大值和最小值。

3.3 模型转化

鉴于上述模型为混合整数非凸模型, 无法直接使用商业求解器进行求解。为提高求解效率, 本文采用 Big-M 法和二阶锥松弛对模型进行转凸。

引入一个足够大的数 M 将基站储能充/放电功率约束式(38)转化为如下形式。

$$\begin{cases} 0 \leq P_{n,s,t}^{\text{char}} \leq \eta_c \cdot \overline{P}_n^{\text{char}} \cdot \zeta_{n,s,t}^{\text{B}}, \forall n \in \Omega_{\text{BS}} \\ 0 \leq P_{n,s,t}^{\text{char}} \leq M \cdot \zeta_{n,s,t}^{\text{B}}, \forall n \in \Omega_{\text{BS}} \\ 0 \leq P_{n,s,t}^{\text{dis}} \leq \eta_d \cdot \overline{P}_n^{\text{dis}} \cdot [1 - \zeta_{n,s,t}^{\text{B}}], \forall n \in \Omega_{\text{BS}} \\ 0 \leq P_{n,s,t}^{\text{dis}} \leq M \cdot [1 - \zeta_{n,s,t}^{\text{B}}], \forall n \in \Omega_{\text{BS}} \end{cases} \quad (51)$$

引入辅助变量 $l_{ij,s,t} = I_{ij,s,t}^2$ 和 $v_{i,s,t} = U_{i,s,t}^2$ 将 Distflow 潮流约束式(41)~(45)中非凸二次约束 $I_{ij,s,t}^2$ 和 $U_{i,s,t}^2$ 进行二阶锥松弛, 得到以下形式。

$$\sum_{k:(j,k) \in \Omega_L} P_{jk,s,t} = \sum_{i:(i,j) \in \Omega_L} (P_{ij,s,t} - R_{ij} l_{ij,s,t}) + P_{j,s,t} \quad (52)$$

$$\sum_{k:(j,k) \in \Omega_L} Q_{jk,s,t} = \sum_{i:(i,j) \in \Omega_L} (Q_{ij,s,t} - X_{ij} l_{ij,s,t}) + Q_{j,s,t} \quad (53)$$

$$v_{j,s,t} \leq v_{i,s,t} - 2(R_{ij} P_{ij,s,t} + X_{ij} Q_{ij,s,t}) + (R_{ij}^2 + X_{ij}^2) l_{ij,s,t} + M(1 - x_{ij}) \quad (54)$$

$$v_{j,s,t} \geq v_{i,s,t} - 2(R_{ij} P_{ij,s,t} + X_{ij} Q_{ij,s,t}) + (R_{ij}^2 + X_{ij}^2) l_{ij,s,t} - M(1 - x_{ij}) \quad (55)$$

$$\left\| \begin{bmatrix} 2P_{ij,s,t} Q_{ij,s,t} l_{ij,s,t} - v_{ij,s,t} \end{bmatrix}^T \right\|_2 \leq l_{ij,s,t} + v_{i,s,t} \quad (56)$$

节点电压约束式(39)和支路电流约束式(40)分别等效为:

$$\underline{U}_i^2 \leq v_{i,s,t} \leq \overline{U}_i^2, \forall i \in \Omega_N \quad (57)$$

$$0 \leq l_{ij,s,t} \leq (x_{ij}^0 + x_{ij}) \overline{I}_{ij}^2, \forall (ij) \in \Omega_L \quad (58)$$

引入整型变量 m 和二进制变量 $s_{i,s,t}^0$ 将 OLTC 抽头调节约束(48)~(49)转化为以下形式。

$$\begin{cases} v_{i,s,t} = \sum_{m=0}^{2K_{\max}^0} [1 + (m - K_{\max}^0) \Delta k_i^0]^2 v_{bm,s,t} \\ \sum_{m=0}^{2K_{\max}^0} s_{m,s,t}^0 = 1 \\ \underline{U}_i^2 s_{i,s,t}^0 \leq v_{bm,s,t} \leq \overline{U}_i^2 s_{i,s,t}^0 \\ \underline{U}_i^2 (1 - s_{i,s,t}^0) \leq v_{b,s,t} - v_{bm,s,t} \leq \overline{U}_i^2 (1 - s_{i,s,t}^0) \end{cases} \quad (59)$$

式中 $s_{i,s,t}^0 \in \{0, 1\}$, $s_{i,s,t}^0 = 1$ 表示 t 时段 OLTC 抽头档位是 K_i^0 , $s_{i,s,t}^k = 0$ 表示 OLTC 抽头档位不是 K_i^0 。

最终, 将原模型转化为 MISOCP 模型。

$$\min F = C^{\text{Inv}} + C^{\text{Ope}} \quad (60)$$

$$\begin{cases} \text{设备安装容量约束: 式(27)~(29)} \\ \text{ADN网络拓扑结构约束: 式(30)~(34)} \\ \text{基站备用储能运行约束: 式(35)~(37)、式(51)} \\ \text{ADN运行安全约束: 式(57)~(58)} \\ \text{Distflow潮流约束: 式(46)~(47)、式(52)~(56)} \\ \text{ADN主动管理约束: 式(50)、式(59)} \end{cases} \quad (61)$$

4 算例分析

本文采用 Portugal 54 节点算例验证所提方法的有效性, 算例仿真使用的计算机处理器为 Intel i7-12 700 H, 主频为 2.70 GHz, 内存为 16 GB, 在 MATLAB R2019b 仿真平台使用 YALMIP 工具箱调用 Gurobi 11.0.0 求解器进行求解。

4.1 算例设置

Portugal 54 节点系统最大负荷为 76.3 MW, 该系统参数详见文献[26], 相关规划参数设置如下^[16]。

1) 线路与变电站数据

线路单位长度投资费用为 35 万元/km; 折旧年限为 20 a, 折现率为 6%。变电站待新建和扩容的相关参数见表 1; 折旧年限为 20 a, 折现率为 7%; 购电价参考工商业分时电价^[27]; OLTC 正、负调节档位数 9 档, 调节范围为 0.95~1.05 p.u.。

2) DG 数据

WTG 待选安装节点为 9、18、20、39、44 和 47, 单位容量投资费用为 6 000 元/kW, 单位电量运维费用为 0.03 元/kWh, 弃风惩罚成本为 0.56 元/kWh, 折旧年限为 20 a, 折现率为 7%; PVG 待安装节点为 6、13、16、24、33 和 49, 单位容量投资费用为 4 000 元/kW, 单位电量运维费用为 0.02 元/

表 1 变电站参数

Tab. 1 Parameters of substation

变电站节点	初始容量/ MVA	可扩展容量/ MVA	投资费用/万 元	维护费用/(万 元·a ⁻¹)
S1	16.7	16.7	750	1.5
S2	16.7	13.3	600	1.5
S3	0	22.2	1 100	2
S4	0	22.2	1 100	2

kWh, 弃光惩罚成本为 0.4 元/kWh, 折旧年限为 20 年, 折现率为 10 %。功率因数角可调范围为滞相 0.95 至进相 0.95。

3) 5G 基站数据

5G 基站的相关参数详见表 2, 假设所有 5G 基站设备参数一致, 基站储能电池最小备电时间统一设为 3 h; Portugal 54 节点算例区域面积约为 20 km², 设置 5G 基站部署密度为 25 个/km²[8], 基站备用储能总容量为 15 MWh; 假设住宅区、办公区、商业区和大学区 4 种典型通信负载特性的 5G 基站接入节点数占比分别为 43 %、37 %、15 % 和 5 %, 5G 基站接入位置分布参考文献[28-29]; DNO 向实际参与调度的储能电量支付调度补贴费用为 0.25 元/kWh。

表 2 5G 基站设备参数

Tab. 2 Parameters of 5G BS equipments

设备	参数	数值
储能电池	基站储能电池额定容量/kWh	30
	基站储能初始电量/kWh	15
	基站储能最大充/放电功率/kW	6
	充/放电效率	0.95
通信设备	基站基准功率/kW	2.4
	基站最大发射功率/kW	3.6

4.2 5G 基站备用储能电量评估结果

根据住宅区、办公区、商业区和大学区 4 种典型 5G 基站通信负载特性, 得到 5G 基站备用储能电量评估结果和 5G 基站备用储能各时段可调度电量如图 2—3 所示。

从图 2—3 中可以看出, 在通信负载高峰时段, 为了确保 5G 基站通信可靠性, 储能电池备用电量较高, 可调度电量较低; 而在通信负载低谷时段, 备用电量较低, 可调度电量较高。值得注意的是, 不同典型区域 5G 基站的通信负载高峰时段也不尽

相同。办公区和大学区基站的通信负载高峰时段通常在白天, 而住宅区和商业区基站的通信负载高峰时段通常在晚上。这使得不同 5G 基站备用储能的可调度电量在时间和空间上具有一定互补性。

4.3 典型日场景构建结果

以华南某地区配电网全年 8 760 h 风光荷历史数据为基础, 如图 4 所示, 组成 $X_{365 \times 72}$ 数据集矩阵。采用 VBGMM 聚类算法构建出 4 种典型日场景如图 5 所示, 各典型日场景代表原始数据的数量和概率如表 3 所示。

为验证本文采用 VBGMM 聚类算法构建典型日场景集的优越性, 将其与广泛使用的 k-means 算法构建的典型日场景集进行指标对比。对 2 种聚类方法构建的典型日场景集进行了 3 种聚类有效性指标的计算^[30], 具体结果如表 4 所示。轮廓系数反映了同一典型日的相似度, 越接近 1 越好; DB 指标反映了不同典型日的差异度, 越小越好; CH 指标反映了典型日的聚类效果, 越大越好。从表 4 中可以看出, 采用 VBGMM 聚类算法构建的典型日场景在 3 种聚类有效性指标上均优于 k-means 聚类算法。此外, 采用 VBGMM 聚类算法能自适应确定最优的典型日场景数量和概率, 而 k-means 聚类算法需要人工设置典型日场景数。因此, 使用 VBGMM 聚类算法构建典型日场景可以更有效地处理海量数据的复杂性, 为 ADN 扩展规划提供更准确和可靠的结果。

4.4 规划结果与分析

为验证本文所提 ADN 扩展规划方法的有效性, 设置 2 种规划方案。

方案 I: 不考虑 5G 基站可调度潜力的 ADN 扩展规划;

方案 II: 考虑 5G 基站可调度潜力的 ADN 扩展规划。

经仿真计算, 得到方案 I 和方案 II 的各项费用如表 5 所示, 规划结果如图 6—7 所示, 整体规划结果如表 6 所示。从表 5 可以看出, 考虑 5G 基站参与规划优化后, 方案 II 整体上较方案 I 更具经济性。方案 II 中 ADN 年综合费用为 10 272.4 万元, 比方案 I 减少了 151.5 万元, 降幅为 1.47 %。同时 TNO 通过参与 ADN 协同优化的年调控收益为 205.9 万元, 实现了 DNO 与 TNO 的互利共赢。

对比变电站规划结果可以看出, 方案 I 对变电

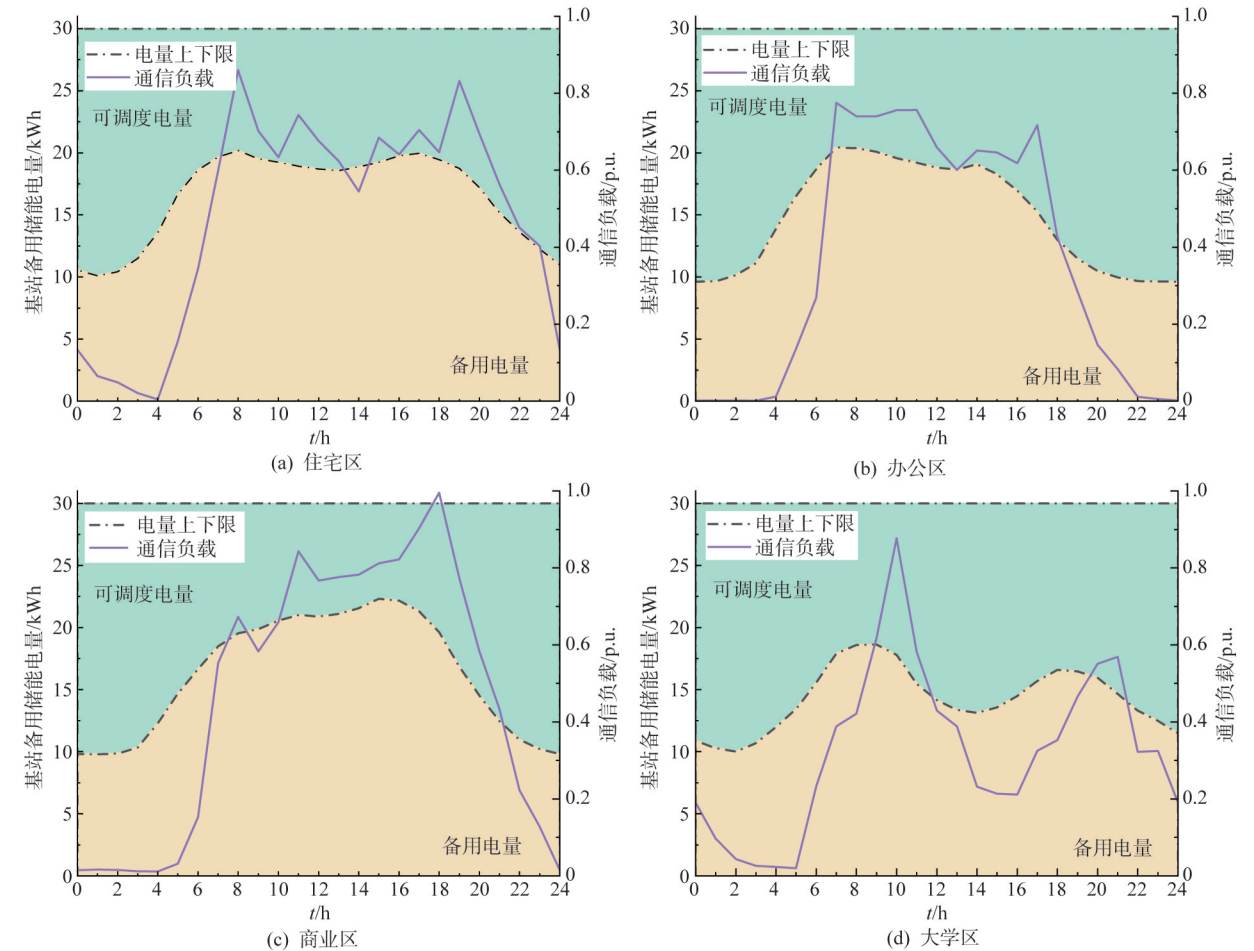


图2 5G基站备用电池电量评估结果

Fig. 2 Evaluation results of 5G BS backup battery capacity

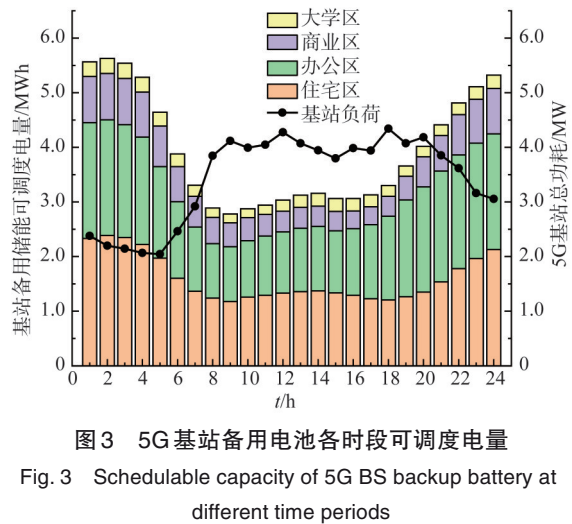


图3 5G基站备用电池各时段可调度电量

Fig. 3 Schedulable capacity of 5G BS backup battery at different time periods

站 S1 和 S2 进行了扩容，同时新建了变电站 S3 和 S4。方案 II 在考虑 5G 基站可调度储能参与规划优化后，变电站 S1 能够满足所在供电区域内的负荷需求，投建容量减小了 16.7 MVA，节约年投资费

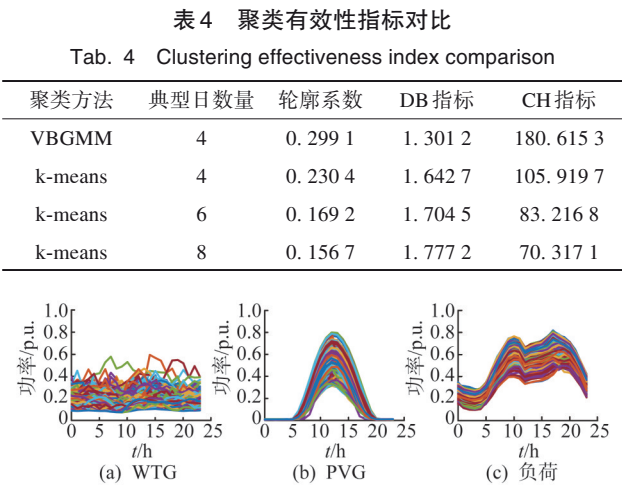


图4 风光荷历史数据

Fig. 4 WTG, PVG, load historical data

用为 77 万元。在网架规划方面，方案 I 与方案 II 有 5 条线路的新建位置不同，投资费用比方案 I 减少 14.8 万元。在 DG 规划方面，方案 I 中 WTG 装

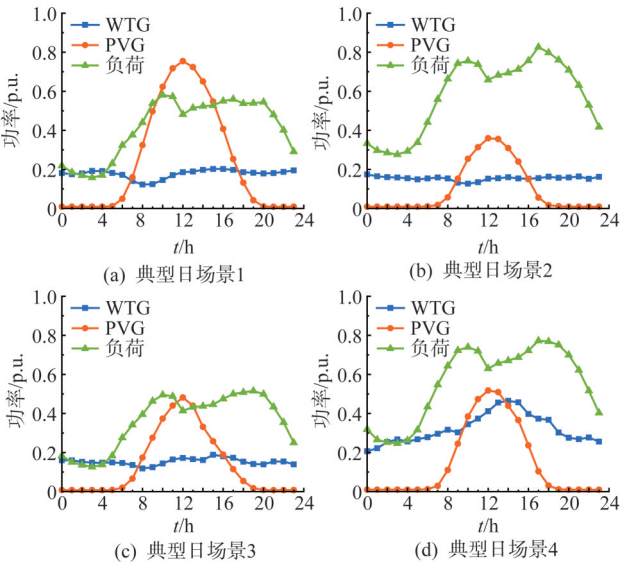


图 5 基于 VBGMM 算法的聚类结果
Fig. 5 Clustering results based on VBGMM

表 3 典型日场景代表的数量和概率

Tab. 3 Quantities and probabilities represented by typical scenarios		
典型日场景	数量	概率
1	154	0.423 5
2	102	0.280 1
3	79	0.215 6
4	30	0.080 9

表 5 方案 I 和方案 II 的 ADN 扩展规划费用

Tab. 5 ADN expansion planning costs for scenario I and scenario II		
	万元/a	
费用	方案 I	方案 II
变电站投资费用	286.081 7	209.081 7
线路投资费用	237.981 6	223.192 5
WTG 投资费用	174.066 6	284.971 9
PVG 投资费用	634.512 4	808.418 5
DG 运行维护费用	121.439 3	186.829 6
弃风惩罚费用	6.284 6	0
弃光惩罚费用	4.592 7	0
向上级电网购电费用	8 959.035 8	8 354.004 6
TNO 年调控费用	0	205.944 9
ADN 年综合费用	10 423.994 6	10 272.443 7

机容量为 3.6 MW, PVG 装机容量为 13.5 MW, DG 年投资费用为 808 万元。方案 II 中 WTG 装机容量为 5.9 MW, PVG 装机容量为 17.2 MW, DG 年投资费用为 1 093 万元。方案 II DG 安装容量比方案 I 多 6MW, 说明考虑 5G 基站可调度备用储能参与

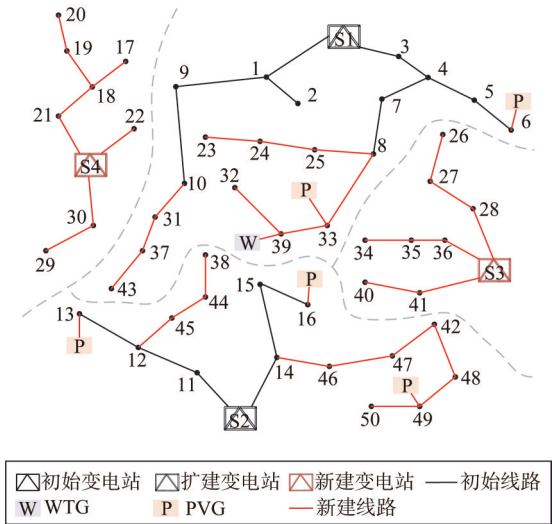


图 6 方案 I 的规划结果
Fig. 6 Planning results of scenario I

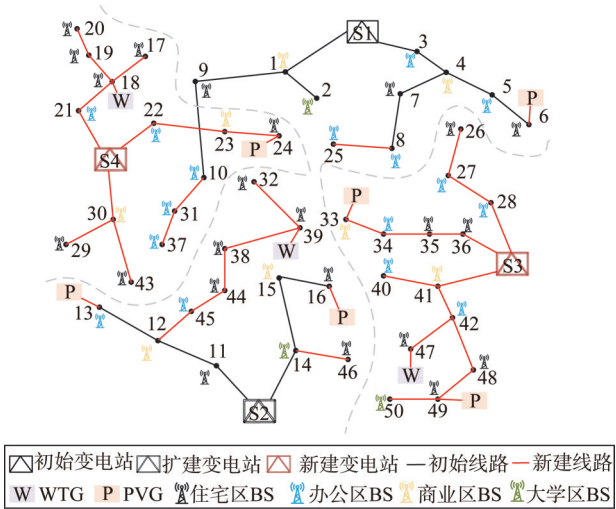


图 7 方案 II 的规划结果
Fig. 7 Planning results of scenario II

ADN 协同规划后, 可以提高 DG 的安装容量。在典型日优化运行模拟阶段, 方案 I 在部分 DG 出力较大, 负荷需求较小的场景下出现了弃风弃光的现象。利用 5G 基站储能可调度电量对系统潮流进行优化调节, 可以减少线路上产生的网络损耗, 并促进新能源的消纳。因此, 在方案 II 的典型日场景中, 未出现弃风弃光现象, 且全年向上级电网购电费用相较于方案 I 减少了 605 万元。

表 7 为规划后变电站负荷分区和平均负载率的结果对比。从表 7 可以看出, 方案 I 中新建变电站 S3 和 S4 仅承担 8 个负荷节点, 负载率为 26.47 % 和 24.17 %, 资源利用率较低。而变电站 S1 承担了 19

表 6 方案 I 和方案 II 的 ADN 扩展规划结果

Tab. 6 ADN expansion planning results of scenario I and scenario II

规划方案	变电站可扩容量 (容量/MVA)	线路新建		WTG 节点(容量/kW)	PVG 节点(容量/kW)
		相同	不同		
方案 I	S1(16.7), S2(13.3) S3(22.2), S4(22.2)	19-20, 18-19, 17-18 18-21, S4-22, S4-21 S4-30, 29-30, S3-28 26-27, 27-28, S3-36 35-36, 34-35, 40-41 S3-41, S2-14, S2-11	8-33, 37-43, 24-25 46-47, 33-39	9(0), 18(0), 20(0) 39(3 600), 44(0), 47(0)	6(2 400), 13(4 000), 16 (4 000), 24(0), 33(2 000), 49(1 100)
		11-12, 12-13, 12-45 44-45, 38-44, 14-46	22-23, 30-43, 33-34	9(0), 18(2 200), 20(0) 39(2 600), 44(0), 47 (1 100)	6(4 000), 13(4 000), 16 (4 000), 24(2 500), 33(1 600), 49 (1 100)
		14-15, 15-16, 32-39 8-25, 23-24	41-42, 38-39		
方案 II	S2(13.3) S3(22.2), S4(22.2)				

个负荷节点, 负载率为 68.63%, 此时容易重载, 危及电网安全运行。方案 I 变电站负载率最大相差 44.46%, 潮流分布极不均衡。方案 II 中新建变电站 S3 和 S4 接入了更多的负荷节点, 同时降低了 S1 和 S2 接入的负荷节点, 变电站负载率最大仅相差 19.31%, 使 ADN 分区更为合理。

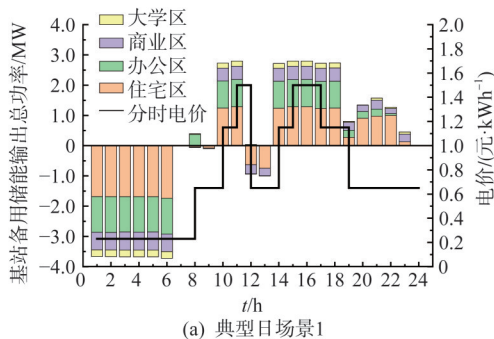
图 8 为 4 种典型日场景下 5G 基站备用储能可调度电量的总充/放电功率。从图 8 中可以看出, 不同区域的 5G 基站备用储能在 4 种典型日场景下均采用了“谷时充电, 峰时放电”的充/放电策略。在

表 7 ADN 分区结果对比

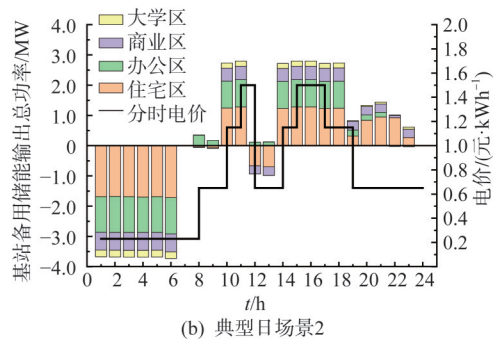
Tab. 7 Comparison of ADN zone results

方案	S1 节点 (负载率/%)	S2 节点 (负载率/%)	S3 节点 (负载率/%)	S4 节点 (负载率/%)
方案 I	19(68.63)	15(41.70)	8(26.47)	8(24.17)
方案 II	13(54.62)	12(37.95)	14(39.34)	11(35.31)

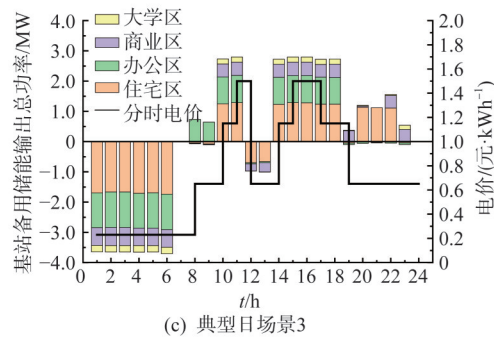
00:00—08:00 夜间低谷电价时段, 负荷需求较小, 而 WTG 出力较大, 利用这个时间段对备用储能进行充电, 能够促进风电消纳。在 08:00—12:00 和 14:00—17:00 日间高峰电价时段, 负荷需求较大,



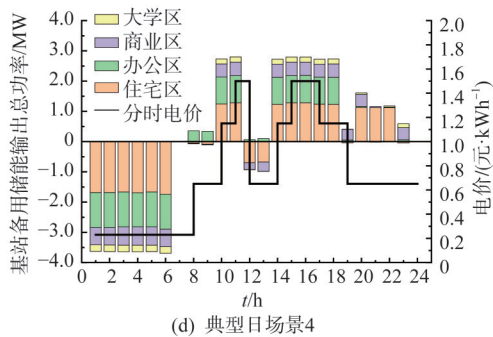
(a) 典型日场景1



(b) 典型日场景2



(c) 典型日场景3



(d) 典型日场景4

图 8 5G 基站备用储能可调度电量总输出功率

Fig. 8 Total output powers of 5G BS dispatchable backup batteries

利用基站储能可调度电量进行放电,能够缓解峰时用电需求。在12:00—14:00午间基础电价时段,负荷需求有所降低,而PVG出力达到最大值,利用基站备用储能系统进行充电,能够促进光伏发电消纳。在17:00—00:00基础电价时段,通信负载也正处于高峰期,备用储能需要优先保证5G基站的连续供电,因此可调度电量减少,放电功率也随着降低。

通过分析5G基站备用储能的充/放电策略,TNO参与ADN协同优化能够在确保5G基站可靠性的前提下,最大限度地提高基站备用储能的利用率和经济效益,有助于未来TNO加快构建新型数字基础设施体系。

5 结论

本文针对5G基站大规模接入ADN的场景,建立了5G基站备用储能电量评估模型,得到基站可参与ADN规划优化的可调度电量。为处理WTG、PVG出力和负荷需求的不确定性,利用VBGMM聚类算法,构建了风光荷的典型日场景集。在此基础上提出了一种考虑5G基站可调度潜力的ADN扩展规划模型,对变电站新建与扩容、线路网架结构、WTG和PVG的选址定容进行协同规划。通过算例分析,验证了所提方法的可行性及有效性,并得出以下结论。

1)所提基于VBGMM聚类算法的概率多场景分析方法,在聚类算法内部有效性指标评估中均优于传统聚类算法,并且能自动确定最优的典型日场景数,克服了传统聚类算法在参数设置上偏主观的问题,提高了规划结果的客观性。

2)所提考虑5G基站可调度潜力的ADN扩展规划方法能够延缓变电站扩建,优化网架结构,促进新能源消纳。在降低扩展规划成本的同时也能减少TNO的用电成本,实现DNO与TNO的互利共赢。

本文假定所有投资主体具有一致的共同利益,并未涉及不同利益主体参与电力市场的行为。随着国家电力市场建设的不断推进,未来研究可进一步考虑多方利益参与者的协同规划模型。

参考文献

[1] SEDGHI M, AHMADIAN A, ALIAKBAR-GOLKAR M. Optimal storage planning in active distribution network

- considering uncertainty of wind power distributed generation [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2016, 31(1): 304–316.
- [2] 冯喜春,韩璟琳,赵辉,等.主从博弈框架下配电网规划运行多目标协同优化方法[J].南方电网技术,2023,17(1): 26–34,72.
FENG Xichun, HAN Jinglin, ZHAO Hui, et al. Multi-objective cooperative optimization method of distribution network planning and operation under the stackelberg game framework[J]. Southern Power System Technology, 2023, 17(1): 26–34,72.
- [3] 雍培,张宁,慈松,等.5G通信基站参与需求响应:关键技术与前景展望[J].中国电机工程学报,2021,41(16): 5540–5551.
YONG Pei, ZHANG Ning, CI Song, et al. 5G communication base stations participating in demand response: key technologies and prospects [J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(16): 5540–5551.
- [4] 张宁,杨经纬,王毅,等.面向泛在电力物联网的5G通信:技术原理与典型应用[J].中国电机工程学报,2019,39(14): 4015–4024.
ZHANG Ning, YANG Jingwei, WANG Yi, et al. 5G Communication for the ubiquitous internet of things in electricity: technical principles and typical applications [J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(14): 4015–4024.
- [5] 中国移动5G基站节能技术白皮书-中国移动-2020.[EB/OL]. (2021–07–24) [2024–01–09]. <https://www.ambchina.com/data/upload/html>.
- [6] 数字中国发展报告(2022年)[EB/OL]. (2023–06–12) [2024–01–09]. <https://cif.mofcom.gov.cn/cif/html>.
- [7] 陈实,郭正伟,周步祥,等.考虑5G基站储能可调度容量的有源配电网协同优化调度方法[J].电网技术,2023,47(12): 5225–5241.
CHEN Shi, GUO Zhengwei, ZHOU Buxiang, et al. Coordinated optimization scheduling method for active distribution networks considering the schedulable capacity of energy storage for 5G base stations [J]. Power System Technology, 2023, 47(12): 5225–5241.
- [8] HAN J, LIU N, CATALÃO J P S. Optimization of distribution network and mobile network with interactive balance of flexibility and power [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2023, 38(3): 2512–2524.
- [9] KABIRIFAR M, FOTUHI-FIRUZABAD M, MOEINI-AGHTAIE M, et al. A bi-level framework for expansion planning in active power distribution networks [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2022, 37(4): 2639–2654.
- [10] JOOSHAKE M, ABBASPOUR A, FOTUHI-FIRUZABAD M, et al. MILP model of electricity distribution system expansion planning considering incentive reliability regulations [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2019, 34(6): 4300–4316.
- [11] LI Z, WU W, TAI X, et al. A reliability-constrained expansion planning model for mesh distribution networks [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2021, 36(2): 948–960.
- [12] KABIRIFAR M, FOTUHI-FIRUZABAD M, MOEINI-AGHTAIE M, et al. Reliability-based expansion planning studies of active distribution networks with multiagents [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2022, 13(6): 4610–4623.
- [13] 张美霞,张倩倩,杨秀,等.基于交通-电力均衡耦合的电动

- 汽车快充站与配电网联合规划[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(11): 51–63.
- ZHANG Meixia, ZHANG Qianqian, YANG Xiu, et al. Joint planning of electric vehicle fast charging stations and distribution network based on a traffic-electricity equilibrium coupling model [J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(11): 51–63.
- [14] 刘晋源, 吕林, 高红均, 等. 计及分布式电源和电动汽车特性的主动配电网规划[J]. 电力系统自动化, 2020, 44(12): 41–48.
- LIU Jinyuan, LÜ Lin, GAO Hongjun, et al. Planning of active distribution network considering characteristics of distributed generator and electric vehicle[J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(12): 41–48.
- [15] 黄志强, 陈业伟, 毛志鹏, 等. 柔性多状态开关与分布式储能系统联合接入规划[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(14): 29–37.
- HUANG Zhiqiang, CHEN Yewei, MAO Zhipeng, et al. Joint access planning of soft open point and distributed energy storage system[J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(14): 29–37.
- [16] 张沈习, 王浩宇, 李然, 等. 考虑智能软开关接入的主动配电网扩展规划方法. 中国电机工程学报. 2023, 43(1): 48–60.
- ZHANG Shenxi, WANG Haoyu, LI Ran, et al. Active distribution network expansion planning method considering the integration of soft open point[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(1): 48–60.
- [17] 李金雨, 宋福龙, 马俊杰, 等. 基于5G基站可调度潜力与配电网集群划分的储能选址定容方法[J]. 电力系统自动化, 2023, 47(18): 151–160.
- LI Jinyu, SONG Fulong, MA Junjie, et al. Optimal siting and sizing method for energy storage based on dispatchable potential of 5G base station and cluster partition of distribution network[J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(18): 151–160.
- [18] 麻秀范, 冯晓瑜. 考虑5G网络用电需求及可靠性的变电站双Q规划法[J]. 电工技术学报, 2023, 38(11): 2962–2976.
- MA Xiufan, FENG Xiaoyu. Double Q planning method for substation considering power demand of 5G network and reliability [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2023, 38(11): 2962–2976.
- [19] ZOU Y, WANG Q, CHI Y, et al. Electric load profile of 5G base station in distribution systems based on data flow analysis [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2022, 13(3): 2452–2466.
- [20] 张雁钦. 移动通信网流量数据分析及预测研究[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2016.
- [21] YONG P, ZHANG N, HOU Q, et al. Evaluating the dispatchable capacity of base station backup batteries in distribution networks[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2021, 12(5): 3966–3979.
- [22] MARTINS V F, BORGES C L T. Active distribution network integrated planning incorporating distributed generation and load response uncertainties [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2011, 26(4): 2164–2172.
- [23] 李芬, 李春阳, 闫全全, 等. 基于变分贝叶斯学习的光伏功率波动特性研究[J]. 电力自动化设备, 2017, 37(8): 99–104, 122.
- LI Fen, LI Chunyang, YAN Quanguan, et al. Photovoltaic output fluctuation characteristics research based on variational Bayesian learning [J]. Electric Power Automation Equipment, 2017, 37(8): 99–104, 122.
- [24] JIANG Q, YAN X. Multimode process monitoring using variational Bayesian inference and canonical correlation analysis [J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2019, 16(4): 1814–1824.
- [25] BISHOP C M. Pattern recognition and machine learning [M]. New York: Springer, 2006.
- [26] MIRANDA V, RANITO J V, PROENCA L M. Genetic algorithms in optimal multistage distribution network planning [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 1994, 9(4): 1927–1933.
- [27] 广东省发展和改革委员会. 关于进一步完善我省峰谷分时电价政策有关问题的通知[EB/OL]. (2023–08–30)[2024–01–09]. http://drc.gd.gov.cn/ywtz/content/post_3500421.html.
- [28] ZHONG L, ZHU M, CHEN S, et al. Double-layer K-means++ clustering method for evaluation of dispatchable potential of massive regional 5G base stations [J]. IEEE Access, 2022(10): 82870–82882.
- [29] 陈颖. 基于代数拓扑和分形的无线网络基站分布与传输容量研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2021.
- [30] DAVIES D L, BOULDIN D W. A cluster separation measure [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1979, PAMI-1(2): 224–227.

收稿日期: 2024-01-24; 网络首发日期: 2024-07-28

作者简介:

陈玮林(1998), 男, 硕士研究生, 研究方向为配电网规划与运行, chenweilin98@qq.com;

张沈习(1988), 男, 通信作者, 副研究员, 博士生导师, 博士, 研究方向为电力系统规划、综合能源系统规划, willzxs@sjtu.edu.cn;

曹毅(1986), 男, 高级工程师, 硕士, 从事电力系统规划设计、电力行业咨询研究, caoyi@csg.cn.