

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.250862

基于分层聚合的5G基站虚拟电厂互动能力评估及优化研究

程子霞^{1,2}, 万佳源¹, 柴旭峥³

(1. 郑州大学电气与信息工程学院, 河南 郑州 450001; 2. 新疆铁道职业技术学院能源与动力工程学院, 新疆 哈密 839000; 3. 国网许昌供电公司, 河南 许昌 461000)

摘要: 针对5G基站虚拟电厂(virtual power plant, VPP)参与电网互动过程中通信业务约束与电力调控难以协同、调节能力量化精度不足等问题, 提出一种基于分层聚合的5G基站VPP互动能力评估与优化方法。首先, 结合5G基站的运行特性, 构建“单基站层-基站集群层-VPP多元能源聚合层”的分层聚合模型, 明确不同层级下调节能力的评估指标与计算流程。然后, 在满足通信服务质量(quality of service, QoS)约束的前提下, 建立计及基站储能的优化调度模型, 并引入灰狼优化算法(grey wolf optimizer, GWO)实现多约束条件下的协同优化求解。最后, 通过仿真分析对所提方法进行验证。结果表明, 该方法能够有效提升5G基站虚拟电厂的调节灵活性与运行经济性, 为通信-电力协同运行提供技术支撑。

关键词: 5G基站; 虚拟电厂; 分层聚合; 灰狼优化算法

Evaluation and optimization of interaction capability of 5G base station virtual power plants based on hierarchical aggregation

CHENG Zixia^{1,2}, WAN Jiayuan¹, CHAI Xuzheng³

(1. School of Electrical and Information Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China; 2. College of Energy and Power Engineering, Xinjiang Railway Vocational and Technical College, Hami 839000, China; 3. State Grid Xuchang Power Supply Company, Xuchang 461000, China)

Abstract: To address the challenges in coordinating communication service constraints and power regulation, as well as the insufficient accuracy in quantifying regulation capability when 5G base station virtual power plants (VPPs) participate in grid interaction, a hierarchical aggregation-based method for interaction capability evaluation and optimization of 5G base station VPPs is proposed. First, considering the operational characteristics of 5G base stations, a hierarchical aggregation model consisting of “a single base station layer, a base station cluster layer, and a VPP multi-energy aggregation layer” is established, and the evaluation indices and calculation procedures of regulation capability at different levels are clarified. Then, under the constraints of communication service quality (quality of service, QoS), an optimal scheduling model incorporating base station energy storage is formulated, and the grey wolf optimizer (GWO) is introduced to achieve coordinated optimization under multiple constraints. Finally, simulation analyses are conducted to verify the proposed method. The results demonstrate that the proposed approach can effectively enhance the regulation flexibility and economic performance of 5G base station VPPs, providing technical support for coordinated operation between communication networks and power systems.

This work is supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 52477163).

Key words: 5G base station; virtual power plant; hierarchical aggregation; grey wolf optimizer

0 引言

随着5G技术及其应用场景的快速发展^[1-5], 其

作为无线通信网络的核心接入节点, 5G基站正经历着建设规模的高速扩张。研究表明, 单台5G基站的典型功耗水平达到4G基站的3~4倍, 而其覆盖半径却相对较小, 这将直接导致5G基站部署密度大幅提升。由此带来的电力需求激增, 使得5G基

基金项目: 国家自然科学基金项目资助(52477163)

站群正逐步演变为电力系统中的重要新型负荷。值得注意的是, 通过优化 5G 基站的运行调度策略, 这些分布式通信设施可转化为配电网中具有显著调节潜力的灵活性资源, 且每个基站均配置备用储能系统^[6-9], 这类储能具有总量规模庞大、空间分布广泛、单体容量适中且具备一定可调潜力的特性, 已成为虚拟电厂(virtual power plant, VPP)的优质分布式资源。将 5G 基站储能通过聚合技术纳入 VPP 体系, 参与电网调峰、需求响应等互动服务, 不仅能提升电力系统运行灵活性, 还能为通信运营商创造额外收益, 实现“通信-电力”协同共赢。

VPP 作为分布式资源聚合调度的关键载体, 其核心价值在于通过高效聚合技术挖掘分散资源的集群互动潜力^[10-12]。目前, 国内外学者围绕 VPP 聚合技术开展了大量研究, 提出了集中式^[13-15]、分布式^[16-19]及混合式^[20-22]聚合架构, 其中分层聚合因兼顾调度效率与资源自主性, 在分布式电源聚合中得到广泛应用。然而, 现有分层聚合模型多针对风光^[23-24]相关的分布式能源, 未能充分适配基站“通信业务刚性约束 + 储能分散化 + 调控实时性要求高”的特性。

在 5G 基站参与电网互动的相关研究中, 现有成果多聚焦于通信保障与供电可靠性^[25-29]优化, 较少关注基站储能的集群聚合机制与互动力量量化方法; 而 VPP 互动能力评估与优化研究中, 评估多侧重电力系统侧的调节性能, 未建立兼顾通信业务可靠性与电力市场收益的多维度指标体系, 优化模型也未能充分考虑 5G 基站的业务优先级约束。

鉴于当前研究的不足, 本文围绕基于分层聚合的 5G 基站 VPP 优化调度展开研究, 从单基站层聚合、基站集群层聚合、VPP 层多元能源聚合层面逐步深入, 建立分层聚合模型, 并明确分层聚合的评估流程。考虑基站储能的优化调度模型, 构建了包含目标函数和约束条件的优化调度模型; 将基站 VPP 及储能系统纳入电网需求响应体系并引入灰狼优化算法(grey wolf optimizer, GWO), 阐述其主要步骤和求解流程, 用于求解上述优化调度模型。从 5G 基站分层聚合、考虑 5G 基站需求响应等方面对仿真结果进行详细分析。

1 基于分层聚合的基站 VPP 调节能力评估

分层聚合核心是遵循“自下而上、逐层协同”的资源整合逻辑, 针对 5G 基站“分布分散、用能特性差异化、业务约束刚性”的特点, 将传统聚合框架优化为“单基站层-基站集群层-VPP 层”3 级架构。优化框架图如图 1 所示。

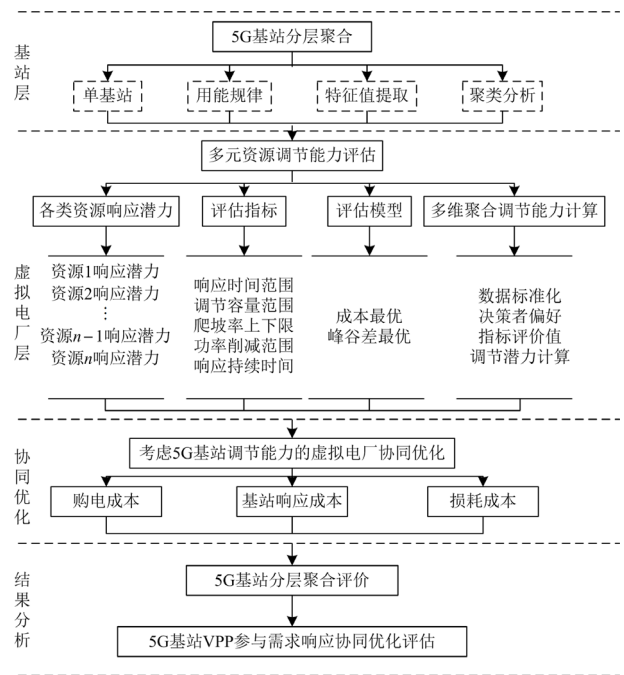


图 1 优化框架图

Fig. 1 Optimization framework diagram

1.1 单基站层聚合

5G 基站按规模可分为宏基站与微基站。宏基站凭借其高发射功率及内置储能系统, 在调度灵活性方面更具优势。因此, 本研究将聚焦宏基站(下文统称基站)的优化问题, 其基本结构如图 2 所示。

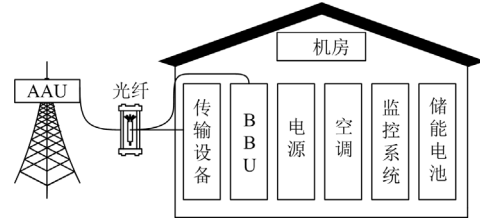


图 2 5G 基站的基本结构图

Fig. 2 Basic structure of 5G base station

在基站功耗模型中, 基站状态可以划分为休眠状态和工作状态, 在休眠状态时, 基站不发生数据传输, 此时只需要保证基本的功耗即可; 在工作状态时, 需要考虑基站传输数据的变化, 其业务量随负载量而变化, 此时单基站功耗表示为

$$P_{i,t,f} = \begin{cases} P_0 + L \cdot \Delta P \cdot P_1, & f = 1 \\ P_{\text{sleep}}, & f = 0 \end{cases} \quad (1)$$

式中: $P_{i,t,f}$ 为 t 时刻基站 i 的功耗; f 为基站 i 的状态, 当 $f=0$ 时表示休眠状态, $f=1$ 表示运行状态; P_0 为基站正常工作时的基础功耗; L 为负载量; ΔP 为基站发射单位数据量的损耗系数; P_1 为最大发射

功率； P_{sleep} 为基站处于休眠状态时的功耗。

其中负载量 L 可表示为

$$L = \frac{\sum_{p=1}^P M_p}{B} \quad (2)$$

式中： M_p 为基站服务用户占用的资源数； P 为基站服务的用户总数； B 为基站总资源数。

提取聚类后典型曲线的负荷率 η 、峰谷差率 δ 等特征参数，定义潜力因子 e 为

$$e = \eta \cdot (1 - \delta) \cdot \gamma \quad (3)$$

式中： γ 为基站调节适应性系数(宏基站取 0.809)。

向上调节容量 $P_{\text{up,bs}}$ 为

$$P_{\text{up,bs}} = e \cdot (P_{\text{bs}} - P_0) \quad (4)$$

式中： P_{bs} 为基站实际运行功率。

向下调节容量 $P_{\text{down,bs}}$ 为

$$P_{\text{down,bs}} = e \cdot P_{\text{ESS,sp}} \quad (5)$$

式中： $P_{\text{ESS,sp}}$ 为基站储能电池可释放功率。

1.2 基站集群层聚合模型

将地理位置相近、业务量互补的基站划分为集群，考虑基站间协同效应，建立集群最优调节策略。集群调节成本目标函数为

$$\min C_{\text{cluster}} = \sum_{i=1}^m [C_{\text{ESS},i} \cdot P_{\text{ESS},i} + C_{\text{dyn},i} \cdot P_{\text{dyn},i}] \quad (6)$$

式中： C_{cluster} 为集群调节总成本； m 为集群内基站数量； $C_{\text{ESS},i}$ 、 $P_{\text{ESS},i}$ 分别为基站 i 储能电池的单位成本、调节功率； $C_{\text{dyn},i}$ 、 $P_{\text{dyn},i}$ 分别为基站 i 在工作状态下的单位成本、调节功率。

集群调节容量 P_{cluster} 为

$$P_{\text{cluster}} = \sum_{i=1}^m [P_{\text{ESS},i} + P_{\text{dyn},i}] \quad (7)$$

集群单位调节成本 $C_{\text{cluster,avg}}$ 为

$$C_{\text{cluster,avg}} = \frac{C_{\text{cluster}}}{P_{\text{cluster}}} \quad (8)$$

1.3 VPP 层多元能源聚合模型

VPP 层整合多个基站集群、配套储能及分布式能源，形成整体调节能力，输出参与市场与调度的核心参数，包括调节容量、响应时间、爬坡率等。

$$P_{\text{VPP,up}} = \sum_{h=1}^H P_{\text{cluster,up},h} + P_{\text{ESS,up},h} + P_{\text{DG,surplus},h} \quad (9)$$

$$P_{\text{VPP,down}} = \sum_{h=1}^H P_{\text{cluster,down},h} + P_{\text{ESS,down},h} - P_{\text{DG,deficit},h} \quad (10)$$

式中： $P_{\text{VPP,up}}$ 、 $P_{\text{VPP,down}}$ 分别为 VPP 层向上、向下调

节容量； H 为基站集群量； $P_{\text{cluster,up},h}$ 为第 h 个集群向上调节容量； $P_{\text{ESS,up},h}$ 为配套集中式储能向上调节容量； $P_{\text{DG,surplus},h}$ 为分布式能源出力盈余； $P_{\text{cluster,down},h}$ 为第 h 个集群向下调节容量； $P_{\text{ESS,down},h}$ 为配套集中式储能向下调节容量； $P_{\text{DG,deficit},h}$ 为分布式能源出力不足。

爬坡率 $R(t)$ 定义为

$$R(t) = \frac{P_{\text{VPP,up}} - P_{\text{VPP,down}}}{\Delta t} \quad (11)$$

式中： Δt 为单位时长。

2 分层聚合评估流程

1) 数据采集与处理

采集 5G 基站历史业务量 $Q_i(t)$ 、功率 P_{bs} 、储能电池 SoC、风光出力预测数据；剔除异常值(如功率突增突降超过 30% 的样本)，通过线性插值补全缺失数据；计算基站储能损耗成本。

2) 单基站层潜力计算

输入日内单基站功率数据，执行 k-means 聚类(聚类数 $K=3, 4, 5$)，输出典型功率曲线；计算负

$$\text{荷率 } \eta = \frac{1}{96} \sum_{t=1}^{96} \frac{P_{\text{bs}}}{P_{\text{bs,max}}} ; \text{ 峰谷差 } \delta = \frac{P_{\text{bs,max}} - P_{\text{bs,min}}}{P_{\text{bs,max}}}$$

代入式(3)得到潜力因子 e ；结合基站备用电池容量，计算理论调节容量 $P_{\text{up/down,bs}}$ 。

3) 基站集群层潜力修正

按基站类型、区域划分集群，输入各基站理论潜力，划分原则：按“地理邻近+类型一致”划分集群，设定激励价格(如调节补贴 $C_{\text{sub}} = 0.3$ 元/kWh)。

4) VPP 层能力聚合与评估

输入数据：各集群可实现调节容量 $P_{\text{cluster,up/down},h}$ 、配套集中式储能参数(容量 $P_{\text{ESS,up/down},h}$)、风光实时出力 P_{DG} 。

计算 VPP 层总调节容量如式(12)所示。

$$P_{\text{VPP,total}} = P_{\text{VPP,up}} + P_{\text{VPP,down}} \quad (12)$$

5) 上报控制中心与更新结果

数据采集频率按每小时采集 1 次基站业务量、储能电池 SoC、风光出力实时数据。

潜力修正逻辑：业务量突增 $Q_i(t) > 1.2Q_{\text{th},i}$ 时 ($Q_{\text{th},i}$ 为基站 i 在正常运行可接受的业务负载水平量)，下调对应基站调节功率，同步降低集群 $P_{\text{cluster,up},h}$ ，储能电池 SoC 低于 25% 时，停止该基站电池放电调节，由配套储能补充调节容量；按每 1 h 重新计算 VPP 层调节能力指标，生成更新报告并同

步至调度中心。

3 考虑 5G 基站调节能力的 VPP 协同优化

3.1 目标函数

以运行周期内基站 VPP 的运行成本 C_{5GVPP} 最小建立目标函数。

$$\min C_{5GVPP} = C_{\text{pure}} + C_{\text{loss}} + C_{\text{DR}} \quad (13)$$

$$C_{\text{pure}} = \sum_{t=1}^T c_{\text{pure},t} \cdot P_{\text{pure},t} \quad (14)$$

$$C_{\text{loss}} = C_{\text{loss,line}} + C_{\text{loss,ESS}} \quad (15)$$

$$C_{\text{DR}} = C_{\text{IL}} = \sum_{t=1}^T c_{\text{IL}} P_t^{\text{IL}} \quad (16)$$

其中

$$\begin{cases} c_{\text{loss,line}} = \sum_{t=1}^T c_{\text{loss}} P_{\text{loss},t} \\ c_{\text{loss,ESS}} = c_{\text{loss}} [P_{\text{ch},i,t} (1 - \lambda_{\text{ch},i}) + \frac{P_{\text{dis},i,t}}{\lambda_{\text{dis},i}} \cdot (1 - \lambda_{\text{dis},i})] \end{cases} \quad (17)$$

式中: C_{pure} 为整个周期内基站 VPP 向主网的购电成本; C_{loss} 为整个周期内损耗成本; C_{DR} 为需求侧响应成本; $c_{\text{pure},t}$ 为 t 时刻向上级电网购电的电价;

$P_{\text{pure},t}$ 为 t 时刻向主网的购电量; $C_{\text{loss,line}}$ 为网络损耗; $C_{\text{loss,ESS}}$ 为储能损耗; C_{IL} 为可中断负荷响应成本; c_{IL} 为可中断负荷成本系数; P_t^{IL} 为可中断负荷功率; T 为运行总时长; c_{loss} 为损耗成本系数; $P_{\text{loss},t}$ 为网损功率; $P_{\text{ch},i,t}$ 为基站 i 充电功率; $\lambda_{\text{ch},i}$ 为充电系数; $P_{\text{dis},i,t}$ 为基站 i 放电功率; $\lambda_{\text{dis},i}$ 为放电系数。

3.2 约束条件

1) 支路潮流约束

$$P_{gk,t}^{\text{BR}} - r_{gk} \frac{(P_{gk,t}^{\text{BR}})^2 + (Q_{gk,t}^{\text{BR}})^2}{V_{k,t}^2} - \sum_{(k,k') \in \Psi_b} P_{kk',t}^{\text{BR}} = P_{k,t}^{\text{L}} - P_{k,t}^{\text{DG}} \quad (18)$$

$$Q_{gk,t}^{\text{BR}} - x_{gk} \frac{(P_{gk,t}^{\text{BR}})^2 + (Q_{gk,t}^{\text{BR}})^2}{V_{k,t}^2} - \sum_{(k,k') \in \Psi_b} Q_{kk',t}^{\text{BR}} = Q_{k,t}^{\text{L}} - Q_{k,t}^{\text{C}} \quad (19)$$

$$V_{k,t}^2 = V_{g,t}^2 + \frac{(P_{gk,t}^{\text{BR}})^2 + (Q_{gk,t}^{\text{BR}})^2}{V_{g,t}^2} (r_{gk}^2 + x_{gk}^2) - \quad (20)$$

$$2(r_{gk} P_{gk,t}^{\text{BR}} + x_{gk} Q_{gk,t}^{\text{BR}}) \quad (21)$$

$$P_{gk}^{\text{min}} \leq P_{gk,t}^{\text{BR}} \leq P_{gk}^{\text{max}} \quad (21)$$

$$Q_{gk}^{\text{min}} \leq Q_{gk,t}^{\text{BR}} \leq Q_{gk}^{\text{max}} \quad (22)$$

式中: $P_{gk,t}^{\text{BR}}$ 、 $Q_{gk,t}^{\text{BR}}$ 分别为支路 gk 的有功、无功潮流; r_{gk} 、 x_{gk} 分别为支路 gk 的电阻、电抗; $V_{g,t}$ 为节点

g 的电压幅值; Ψ_b 为所有子节点集合; $P_{kk',t}^{\text{BR}}$ 为节点 k 向下游节点 k' 送出的有功功率总和; $P_{k,t}^{\text{L}}$ 为节点 k 的有功基础负荷; $P_{k,t}^{\text{DG}}$ 为分布式能源有功出力; $Q_{kk',t}^{\text{BR}}$ 为节点 k 向下游节点 k' 送出的无功功率总和; $Q_{k,t}^{\text{L}}$ 为节点 k 处的无功基础负荷; $Q_{k,t}^{\text{C}}$ 为节点 k 的无功补偿功率; P_{gk}^{max} 、 P_{gk}^{min} 分别为有功功率最大、最小值; Q_{gk}^{max} 、 Q_{gk}^{min} 分别为无功功率最大、最小值。

2) 分布式能源并网容量约束

$$P_{k,\text{min}}^{\text{DG}} \leq P_{k,t}^{\text{DG}} \leq P_{k,\text{max}}^{\text{DG}} \quad (23)$$

式中: $P_{k,\text{max}}^{\text{DG}}$ 、 $P_{k,\text{min}}^{\text{DG}}$ 分别为节点 k 处允许分布式能源并网容量上、下限。

3) 节点电压约束

$$V_k^{\text{min}} \leq V_{k,t} \leq V_k^{\text{max}} \quad (24)$$

式中: V_k^{max} 、 V_k^{min} 分别为节点 k 的电压上、下限。

4) 基站储能充放电约束

$$P_{i,t+1}^{\text{SG,ESS}} = P_{i,t}^{\text{SG,ESS}} + \lambda_{\text{ch},i} P_{\text{ch},i,t} \Delta t - \frac{P_{\text{dis},i,t} \Delta t}{\lambda_{\text{dis},i}} \quad (25)$$

$$P_{i,t}^{\text{res}} = \int_t^{t+T^{\text{res}}} P_{i,t,f}^{\text{res}} dt \quad (26)$$

$$\max(P_{i,\text{min}}^{\text{SG,ESS}}, P_{i,t}^{\text{res}}) \leq P_{i,t}^{\text{SG,ESS}} \leq P_{i,\text{max}}^{\text{SG,ESS}} \quad (27)$$

式中: $P_{i,t}^{\text{SG,ESS}}$ 为基站 i 储能系统在 t 时刻的剩余容量; $P_{i,t}^{\text{res}}$ 为 t 时刻基站 i 储能系统的备用容量; T^{res} 为基站 i 储能系统的备用时间; $P_{i,\text{max}}^{\text{SG,ESS}}$ 、 $P_{i,\text{min}}^{\text{SG,ESS}}$ 分别为基站 i 储能系统的最大、最小功率。

5) 通信 QoS 约束

(1) 资源裕度约束

设 $r_{u,t}$ 为用户 u 在 t 时刻的业务资源需求, $x_{u,i,t}$ 为用户 u 是否由基站 i 在 t 时刻提供服务, $x_{u,i,t} \in \{0,1\}$, 则有

$$\sum_{u=1}^U r_{u,t} x_{u,i,t} \leq \rho_{\text{max}} B_{\text{max}} \quad (28)$$

式中: U 为用户总数; ρ_{max} 为资源利用率上限系数, $\rho_{\text{max}} \in (0,1)$; B_{max} 为基站资源上限。

(2) 最小开站数约束

设 $S_{i,t} \in \{0,1\}$ 为基站 i 在 t 时刻的工作状态, X 表示某一基站聚合区域, 则有

$$\sum_{i \in X} S_{i,t} \geq N_{\text{min}}^X \quad (29)$$

式中: N_{min}^X 为区域 X 内维持基本覆盖与业务连续性所需的最小在服基站数量。

(3) QoS 可行性约束

$$Q_{\text{QoS}} \geq Q_{\text{QoS,min}} \quad (30)$$

式中： Q_{QoS} 为基站运行状态所对应的 QoS 指标； $Q_{\text{QoS,min}}$ 为运营商可接受的最低 QoS 阈值。

4 基于 GWO 的模型求解

4.1 灰狼猎食主要步骤和数学模型

GWO 算法源于灰狼群体捕食机制与食物链竞争规律，通过群体协作实现对猎物的围捕。灰狼种群具有严格的等级结构，以个体能力确定领导地位，形成由 α 、 β 、 δ 和 ω 构成的金字塔式层级体系。在算法中，当前最优解、次优解和再次优解分别对应 α 、 β 、 δ 灰狼，并共同引导 ω 灰狼更新位置，从而实现迭代寻优。灰狼种群等级排序见图 3。

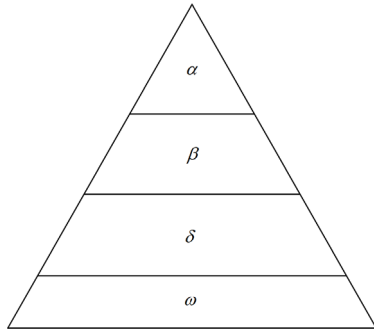


图 3 狼群等级排序图

Fig. 3 Wolf pack hierarchy ranking diagram

4.2 GWO 算法求解流程

GWO 算法从随机建立一个灰狼群体开始，首先对迭代次数与狼群规模进行初始化。迭代中通过 α 、 β 和 δ 狼估计出最优目标的位置，每一匹灰狼根据其位置关系对其最新位置进行更新，达到最大迭代次数后输出最优解。GWO 算法流程如图 4 所示。

1) 初始化。根据相关不等式条件产生初始群体，第 a 个灰狼在第 b 个变量上的初始取值 $u_{ab}(0)$ 为

$$u_{ab}(0) = f(u_b^{\min}, u_b^{\max}) \quad (31)$$

式中： f 为服从均匀分布的随机函数； u_b^{\max} 和 u_b^{\min} 分别为第 b 个不等式约束的上下限。

2) 求解适应度。获取局部最优值，该最优值代表当前种群内配电网的最优调度策略值。

3) 群体的更新。将更新后灰狼的适应值与更新前对比，若适应值增加，则进行更新，否则保留原来灰狼的位置，这样最近迭代方案始终保留在种群中，确保算法向着最优方向进行。

4) 随机加入灰狼个数，保持种群多样性。

5) 选择 C 个灰狼进行拥挤度计算，基于轮盘赌

策略，选择较好的个体更新为领导者。

6) 选择操作，保留优良灰狼进入下一代。

7) 判断是否满足约束条件：若满足，则结束循环输出结果，否则转到步骤 2)。

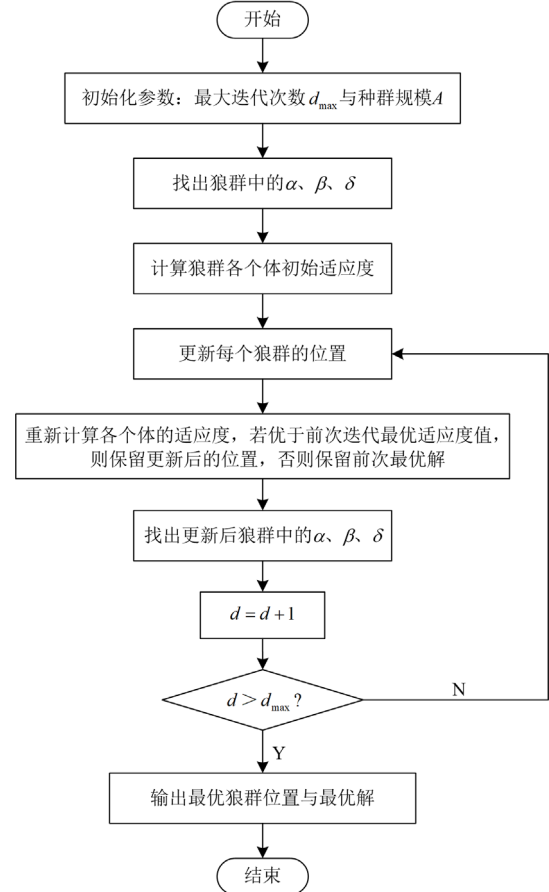


图 4 GWO 算法流程图

Fig. 4 GWO algorithm flow diagram

5 算例分析

5.1 参数设置

本文所建的优化模型在 IEEE33 节点的测试算例基础上，接入了 5G 基站储能装置，测试系统的网络拓扑如图 5 所示。其中：在节点 21、25、33 分别接入 PV1、PV2 和 PV3；在节点 7、17 分别接入 WT1、WT2；在节点 11、30 安装基站集群储能装置，分别接入 65、51 个基站，基站具体参数详见文献[27]；为充分展现文中模型的普适性，采用典型日光伏机组和风电机组的出力曲线，电力系统负荷采用某园区典型日负荷，如图 6 所示。QoS 约束将基站节能调度与通信 QoS 直接耦合，相关仿真结果见附录 A。5G 业务负载及风光出力均具有显著的随机波动特性，本文在典型日预测曲线的基础上引入预测误差扰动，构建多场景仿真集合，相关设置

与分析见附录 B。此外,为进一步验证本文所采用 GWO 算法的优越性,选取粒子群优化算法(particle swarm optimization, PSO)和遗传算法(genetic algorithm, GA)作为对比,对比结果见附录 C。

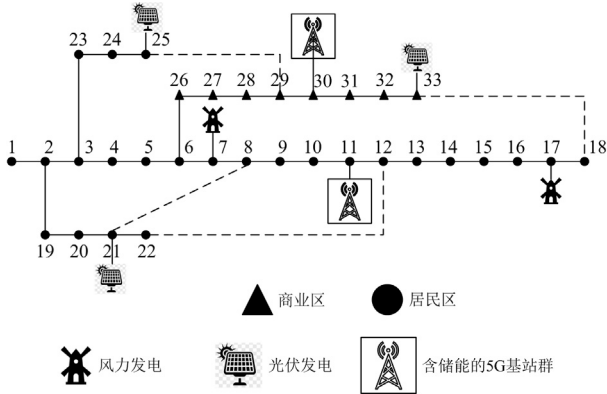


图 5 改进的 IEEE33 节点系统拓扑图

Fig. 5 Topology diagram of improved IEEE33-node system

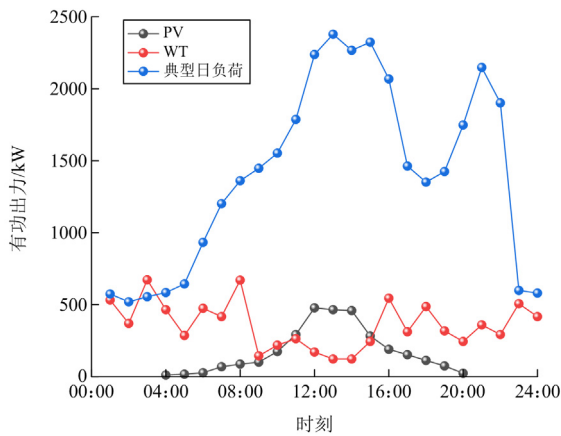


图 6 风光出力与典型日负荷曲线

Fig. 6 Wind and PV output and typical daily load curve

向上级电网的购电电价采用峰谷平电价制,具体参数如表 1 所示;基站储能的参数设置如表 2 所示;对于基于价格型的需求响应,使用电量电价弹性矩阵对其响应行为进行建模,参数如表 3 所示;为了使仿真模型更贴近实际情况,更利于对比分析基站储能参与电网调度的效果,引入两种不同区域的基于激励型需求响应的可中断负荷(interruptible load, IL): IL1(商业区域)和 IL2(居民区域),其具体参数如表 4 所示。

5.2 结果分析

5.2.1 分层聚合结果分析

对于区域内基站的休眠次数变化趋势统计结果如图 7 所示。可以看出,不同功能区域基站的休眠特性存在显著差异:商业区基站受社会活动规律影

响,在 00:00—08:00、19:00—24:00 时段的用户访问量与运行负载均处于低位;居民区基站的休眠次数于 23:00 达到最小值,自 23:00 至次日 05:00 时段,其休眠次数呈持续上升趋势,负载量同步回落,备用储能的容量需求随之逐步降低。

表 1 分时电价

Table 1 Time-of-use pricing

时段	时段时间	电价(元/kWh)
谷	00:00—10:00	0.31
平	12:00—17:00 21:00—24:00	0.45
峰	10:00—12:00 17:00—21:00	0.60

表 2 储能参数

Table 2 Energy storage parameters

参数	数值
储能电池额定容量/kWh	20
储能上限	0.9
储能下限	0.2
储能充放电效率	0.97
充放电损耗系数	0.14

表 3 电量电价响应策略参数

Table 3 Parameters of energy-based price response strategy

自弹性系数	交叉弹性系数	实时电价上下限	参考电价/(元/kWh)
-0.2	0.033	80%/120%	0.49

表 4 可中断负荷参数

Table 4 Interruptible load parameters

类型	单次最大持续时长/h	最大可中断时长/h	最大可中断容量/kW	中断补偿价格/(元/kWh)
IL1	3	5	150	0.4
IL2	4	4	100	0.5

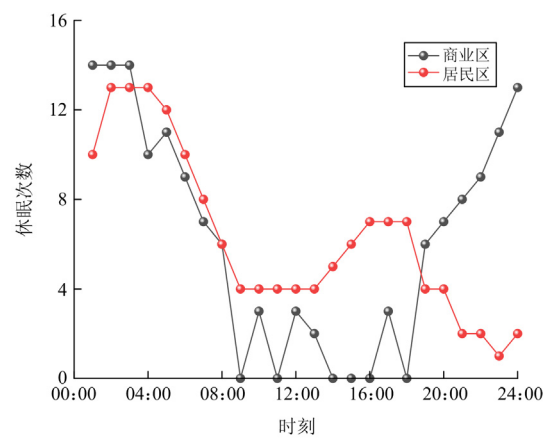


图 7 基站休眠次数

Fig. 7 Base station sleep times

休眠模式下基站负荷的聚合结果如图 8 所示。可以看出不同时段、不同区域基站的能耗特性差异明显。时间维度上, 基站能耗呈现显著峰谷特征: 工作日白天业务高峰期因数据传输量大而能耗较高, 而深夜低负荷时段业务量下降, 能耗随之降低。

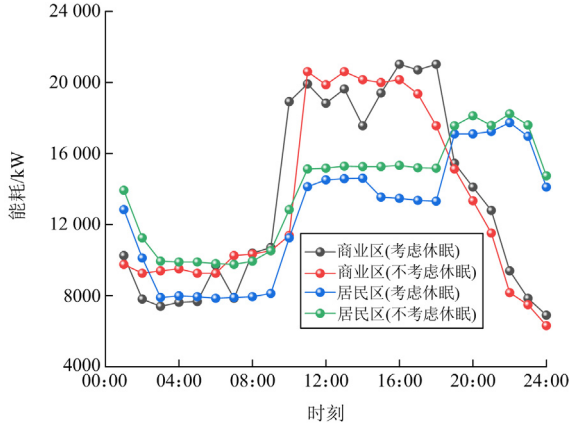


图 8 基站休眠模式下负荷的聚合效果图

Fig. 8 Load aggregation effect in base station sleep mode

图 9 展示了分层聚合后基站 VPP 在 24 h 内的爬坡率调节能力变化。整体来看, 爬坡率上下限随时段呈现明显的动态波动特征: 00:00—06:00 时段上限保持较高水平, 而下限波动较小; 06:00—12:00 时段上限逐步下降、下限持续降低, 调节区间整体向下扩展; 12:00—16:00 时段上下限均有所回升; 16:00—18:00 时段受高电价影响, VPP 出力维持高位, 向上调节受限, 表现为爬坡率上限偏低、下限偏高; 18:00—24:00 时段上下限再次回升, VPP 恢复一定的爬坡调节裕度。整体表明, 基站 VPP 的爬坡调节能力具有显著的时段差异性。

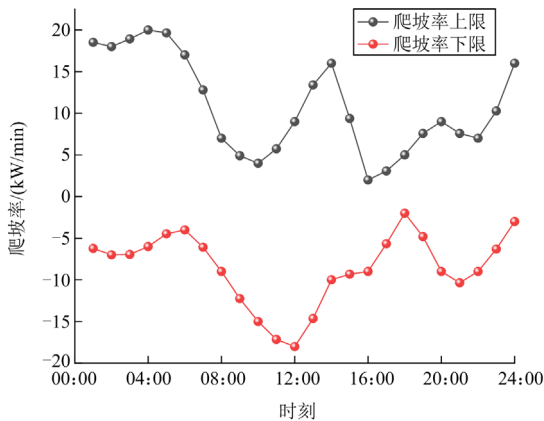


图 9 爬坡率调节能力

Fig. 9 Ramp rate regulating capacity

图 10 所示结果表明基站 VPP 聚合资源集群的调节能力具有显著的时变特性, 且调节能力与响应

持续时间密切相关, 响应时间越长, 调节能力越弱。通过价格型需求响应对基站备用储能系统参与配电网的优化调度, 利用其“高放低冲”的特性降低配电网负荷的峰谷差, 最终达到降低运行成本的目的。

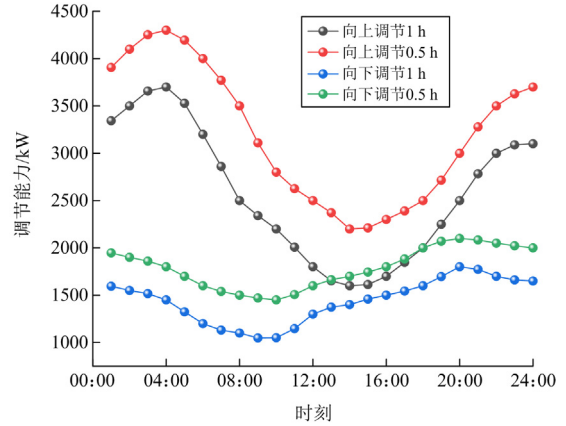


图 10 不同时段灵活调节能力

Fig. 10 Flexible regulating capacity in different periods

5.2.2 方案设置分析

本文综合考虑基站 VPP 参与需求响应的优化作用, 设置 3 种方案进行对比分析。

方案 1: 基准方案

采用基站与电网当前实际运行模式, 不考虑基站储能参与需求响应。储能系统始终满电备用仅做应急保障, 不参与电网优化调度及互动; 基站按现有峰谷电价缴费, 电网仅提供基础供电, 无针对性调度优化。

方案 2: 基站激励型需求响应方案

通过激励政策引导基站, 在电网负荷高峰等关键时段响应电网指令, 暂时削减非核心负荷, 缓解供电压力, 实现负荷侧与电网协同优化。

方案 3: 基站储能参与需求响应方案(本文方案)

在方案 1 基础上, 引入基站备用储能参与需求响应, 利用其“谷时充电、峰时放电”特性, 赚取峰谷电价差价收益, 同时平抑电网峰谷差、降低配电网运行成本, 构建基站 VPP 与电网深度互动模式。

1) 经济指标对比

3 种不同方案下的经济指标结果如表 5 所示。

表 5 3 种方案下的经济指标对比

Table 5 Economic indicators results of the three schemes

方案	总运行成本	购电成本	基站储能成本	网损成本	可中断负荷成本
1	16 101.84	15 775.56	—	326.28	—
2	15 880.11	14 973.81	—	308.92	597.38
3	15 042.62	13 954.11	221.72	269.41	597.38

元

方案 1 与方案 2 对比: 引入可中断负荷参与需求响应后, 方案 2 总运行成本较方案 1 减少了 221.73 元(降幅 1.38%)。主要原因是激励型需求响应降低电网负荷峰值及外购电量, 购电成本从 15 775.56 元降至 14 973.81 元; 虽新增 597.38 元中断负荷成本, 但远低于购电成本降幅, 且网损成本从 326.28 元降至 308.92 元, 整体经济性优于基准方案。

方案 1 与方案 3 对比: 5G 负荷及储能参与优化后, 方案 3 总运行成本较方案 1 降低 1059.22 元(降幅 6.58%)。储能削峰填谷进一步平抑负荷峰谷差, 使购电成本降至 13 954.11 元、网损成本降至 269.41 元。

方案 3 相较于方案 1、2 虽新增 221.72 元基站储能成本, 但总运行成本最低, 而且改善了电能质量、提高了电网运行稳定性。

基站备用储能参与需求响应可显著降低配电网运行成本并提高运行安全性。相比方案 2 的有限优化, 方案 3 在降低购电成本、减少网损和改善电能质量方面优势明显, 实现了经济性与运行稳定性的双重提升。

2) 基站 VPP 参与需求响应结果

图 11 绘制了不同方案下系统有功负荷随时间的变化曲线。方案 1 为原始负荷曲线, 峰谷差明显, 表现为日间高峰突出、夜间负荷回落; 方案 2 优化后负荷峰值降低, 波动有所缓解; 方案 3 峰谷差进一步收窄, 高峰负荷显著低于前两种方案, 整体曲线最为平稳。结果表明, 随着方案逐步优化, 系统负荷波动得到有效抑制。其中引入需求响应的方案 2 和方案 3 均优于原始方案, 方案 3 通过将 5G 基站高峰负荷转移至低谷时段, 实现了削峰填谷的效果。

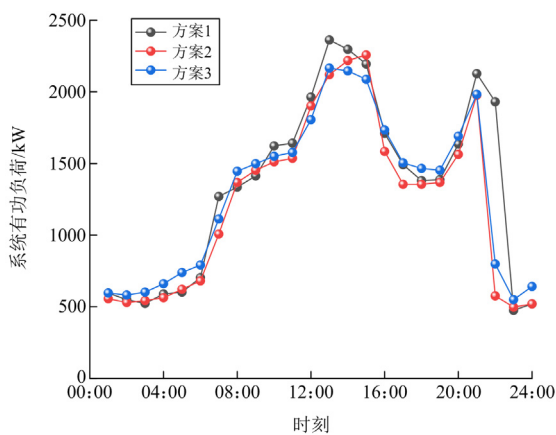


图 11 各方案优化后的负荷曲线

Fig. 11 Optimized load curves of each scheme

图 12 表明, 在负荷高峰且购电价格较高的时段, 基站用电需求显著增加。为降低电网峰值负荷, 可在该时段启动可中断负荷参与需求响应, 其中优先启用中断容量大、成本低的 IL1, 当其能力不足时再由 IL2 进行补充。

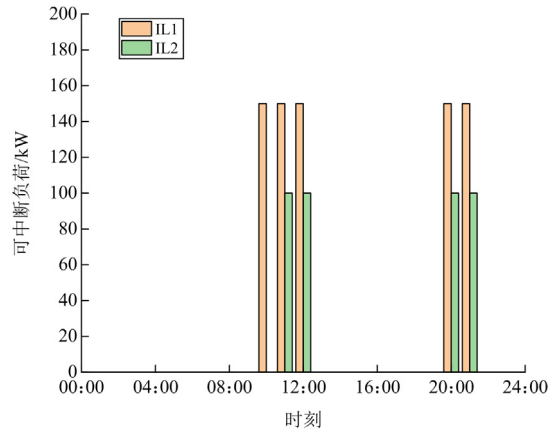


图 12 可中断负荷调度结果

Fig. 12 Interruptible load dispatch results

图 13 给出方案 3 中基站备用储能的充放电功率及剩余功率曲线, 其中功率为正值表示充电, 负值表示放电。储能系统主要在 00:00—08:00、15:00—18:00(电网低负荷、低电价时段)充电, 在上午 10:00—13:00、晚间 20:00—23:00(高负荷、高电价时段)放电, 严格遵循“低储高放”运行逻辑。通过“充电—放电—再充电—再放电”的动态调节模式适配电价与负荷变化, 有效实现电网削峰填谷目标。

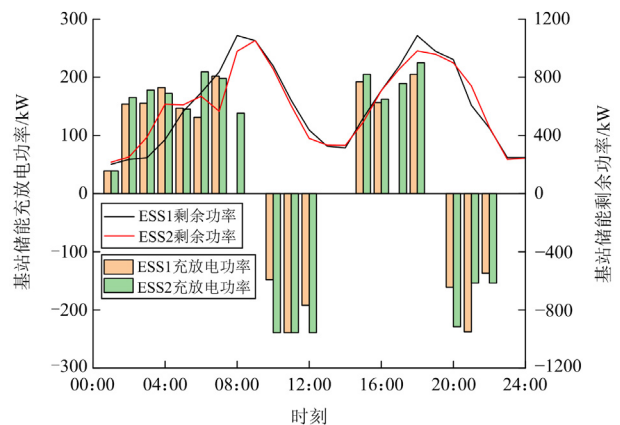


图 13 基站备用储能充放电功率及剩余功率曲线

Fig. 13 Charging/discharging power and residual power curves of base station backup energy storage system

6 结论

本文围绕 5G 基站虚拟电厂的互动能力评估与

优化问题，构建了基于分层聚合的全流程决策支撑体系及协同优化模型，通过理论建模、算法求解与仿真验证，得到以下结论。

1) 本文提出的“单基站层-基站集群层-VPP 多元能源聚合层”3级分层聚合架构，充分适配5G基站“业务刚性约束+储能分散化+调控实时性高”的特点，有效解决了传统聚合模型适配性不足的问题，实现了从单基站潜力挖掘到集群协同再到多元能源整合的逐层优化。

2) 结合GWO构建的5G基站储能优化调度模型，通过多目标函数与多约束条件的精准刻画，在保障通信业务可靠性的前提下，显著提升了VPP的调节灵活性与经济收益，其“低储高放”的运行逻辑有效平抑了电网峰谷差，改善了电能质量。

3) 不同方案下对比仿真验证表明，5G基站储能参与需求响应的方案(本文方案)较基准方案及单纯激励型需求响应方案，总运行成本降幅达6.58%，同时提高了可再生能源消纳能力与电网运行稳定性，实现了“通信-电力”协同共赢，为新型电力系统与数字通信融合发展提供了可行路径。

附录 A

图 A1 和图 A2 对比显示，未引入 QoS 显式约束时，在中高负载下仍保持较高休眠比例，导致覆盖率随负载增加明显下降，并在高负载时低于可接受阈值；引入 QoS 约束后，基站休眠策略随业务负载自适应调整，使覆盖率始终满足阈值要求，从而在节能调度过程中保障通信服务质量。

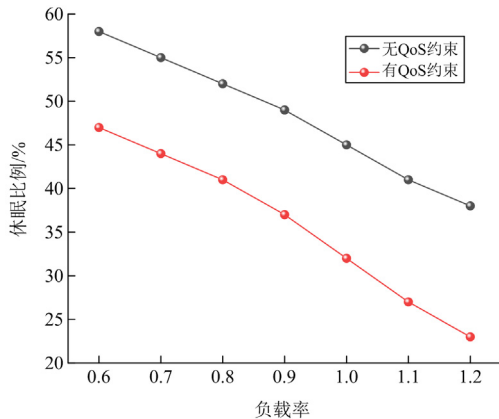


图 A1 QoS 约束生效前后基站休眠比例对比

Fig. A1 Comparison of base station sleep ratios before and after the QoS constraint is applied

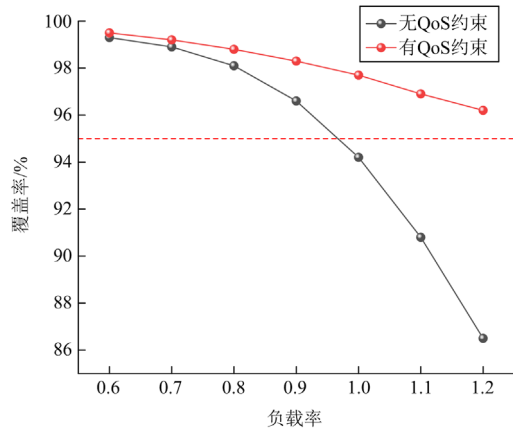


图 A2 QoS 约束生效前后覆盖率对比

Fig. A2 Comparison of network coverage before and after the QoS constraint is applied

附录 B

图 B1 和图 B2 表明，在考虑 5G 业务负载及可再生能源出力预测不确定性的情况下，所提出的调

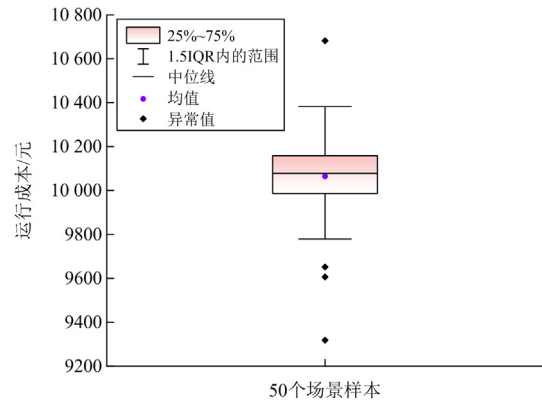


图 B1 预测误差场景下的成本分布

Fig. B1 Cost distribution under forecast error scenarios

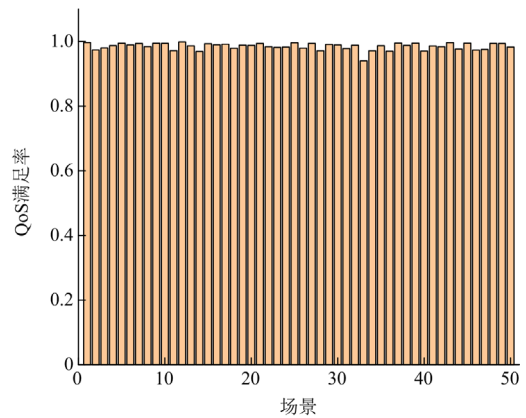


图 B2 QoS 约束满足率

Fig. B2 QoS constraint satisfaction rate

度策略仍能够保持运行成本的相对稳定、通信 QoS 约束高满足率, 充分验证了该方法在不确定环境下的稳定性。

设典型日预测值为 5G 业务负载 $\hat{L}_{t,s}$ 和风光出力 $\hat{P}_{t,s}^{PV}$ 、 $\hat{P}_{t,s}^{WT}$, 为刻画基站负荷与可再生能源出力的预测误差, 引入随机扰动构建不确定性场景。在预测值基础上叠加比例型相对误差, 得到第 s 个场景在时刻 t 的实际出力负荷值(场景数 $s=50$, 场景权重取 $\pi_s = \frac{1}{s}$)为

$$L_{t,s} = \hat{L}_{t,s}(1 + \sigma_{t,s}^L), \sigma_{t,s}^L \sim U(-0.1, 0.1) \quad (B1)$$

$$P_{t,s}^{PV} = \hat{P}_{t,s}^{PV}(1 + \sigma_{t,s}^{PV}), \sigma_{t,s}^{PV} \sim U(-0.2, 0.2) \quad (B2)$$

$$P_{t,s}^{WT} = \hat{P}_{t,s}^{WT}(1 + \sigma_{t,s}^{WT}), \sigma_{t,s}^{WT} \sim U(-0.2, 0.2) \quad (B3)$$

式中: $L_{t,s}$ 为第 s 个场景在 t 时刻的实际出力负荷; $\sigma_{t,s}^L$ 为负载第 s 个场景在 t 时刻的相对误差; $P_{t,s}^{PV}$ 为第 s 个场景在 t 时刻的实际光伏出力; $\sigma_{t,s}^{PV}$ 为光伏第 s 个场景在 t 时刻的相对误差; $P_{t,s}^{WT}$ 为第 s 个场景在 t 时刻的实际风机出力; $\sigma_{t,s}^{WT}$ 为风机第 s 个场景在 t 时刻的相对误差。

附录 C

由图 C1 可知, 在相同算例条件下, 3 种算法均采用一致的种群规模、最大迭代次数及约束处理策略, 并分别独立运行多次以降低随机性影响。对比结果表明, GWO 算法的平均最优目标函数值均优于 PSO 算法和 GA 算法, 表现出更强的寻优能力。

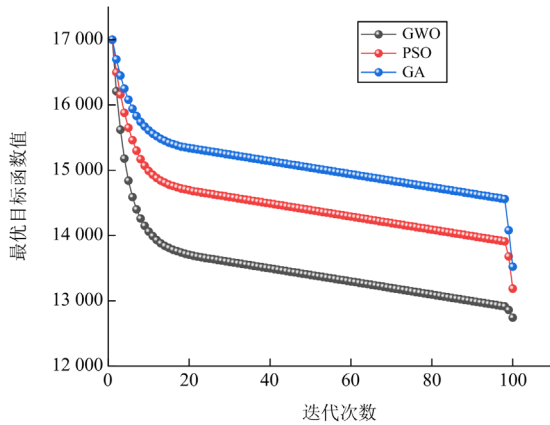


图 C1 算法对比

Fig. C1 Algorithms' comparison

参考文献

[1] 李进鑫, 张沛超, 赵建立, 等. 基于负荷准线的 5G 基站虚拟电厂优化控制方法[J]. 电网技术, 2024, 48(6):

2356-2365.

LI Jinxin, ZHANG Peichao, ZHAO Jianli, et al. Optimal control of 5G base station virtual power plant based on customer directrix load[J]. Power System Technology, 2024, 48 (6): 2356-2365.

[2] 高洪超, 李楚一, 王冠雄, 等. 聚合规模化 5G 基站的虚拟电厂动态构建与响应实证[J]. 电力系统自动化, 2024, 48(18): 47-55.

GAO Hongchao, LI Chuyi, WANG Guanxiang, et al. Dynamic construction and response demonstration of virtual power plant with aggregated large-scale 5G base stations[J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48 (18): 47-55.

[3] 于昌平, 王琦, 吴舒坦, 等. 考虑负荷时空迁移的 5G 基站与配电网协同优化运行[J]. 电力自动化设备, 2024, 44(12): 195-203.

YU Changping, WANG Qi, WU Shutan, et al. Collaborative optimal operation of 5G base station and distribution network based on load spatial and temporal migration[J]. Electric Power Automation Equipment, 2024, 44(12): 195-203.

[4] 李昆, 方家琨, 艾小猛, 等. 考虑通信与配套设备协调优化的大规模 5G 宏基站网络能量管理模型[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(14): 5391-5404.

LI Kun, FANG Jiakun, AI Xiaomeng, et al. Energy management model of large-scale 5G macro base station network considering the coordinated optimization of communication equipment and standard equipment[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(14): 5391-5404.

[5] WANG Xiaowei, GUO Liang, ZHANG Fan, et al. Economic evaluation for 5G planning of a distribution network considering network coupling and important node identification[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2024, 9(3): 126-141.

[6] 刘洪, 王志杰, 徐正阳, 等. 基于通信负载站间迁移的配电网与 5G 基站日前互动运行方法[J]. 电力系统自动化, 2024, 48(21): 82-91.

LIU Hong, WANG Zhijie, XU Zhengyang, et al. Day-ahead interactive operation method for distribution network and 5G base stations based on inter-station migration of communication load[J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(21): 82-91.

[7] 尹喜阳, 王忠钰, 刘乙召, 等. 面向配电网削峰填谷的 5G 基站储能调控方法[J]. 电网与清洁能源, 2024, 40(8): 97-102.

YIN Xiyang, WANG Zhongyu, LIU Yizhao, et al. Energy storage dispatch of 5G base station energy storage for peak shaving and valley filling of distribution networks[J].

- Power System and Clean Energy, 2024, 40(8): 97-102.
- [8] 张禄澳, 范一芳, 王宇轩, 等. 光储式 5G 通信基站集群灵活性聚合与协同调度策略[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(2): 101-110.
ZHANG Lu'ao, FAN Yifang, WANG Yuxuan, et al. Flexible aggregation and coordinated scheduling strategy for renewable powered 5G communication base station clusters[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(2): 101-110.
- [9] 麻秀范, 张乐萱, 于琨澎, 等. 考虑 5G 基站备用储能优化调控的配电网重构双层优化方法[J]. 电工技术学报, 2024, 39(16): 5028-5041.
MA Xiufan, ZHANG Lexuan, YU Kunpeng, et al. A two-layer optimization approach for distribution network reconfiguration considering optimal regulation of 5G base station backup energy storage[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(16): 5028-5041.
- [10] 王宇坤, 陈皓勇, 黄宇翔, 等. 多重不确定性下的虚拟电厂参与电量和需求响应市场鲁棒优化调度策略[J]. 发电技术, 2024, 45(6): 1173-1185.
WANG Yushen, CHEN Haoyong, HUANG Yuxiang, et al. Robust optimal scheduling strategy for virtual power plant participation in electric energy and demand response markets under multiple uncertainties[J]. Power Generation Technology, 2024, 45(6): 1173-1185.
- [11] 王卫南, 艾芊, 李晓露, 等. 基于改进共识算法的虚拟电厂主从多链交易匹配机制[J]. 电力工程技术, 2024, 43(5): 69-80.
WANG Weinan, AI Qian, LI Xiaolu, et al. Virtual power plant master-slave multi-chain transaction matching mechanism based on improved consensus algorithm[J]. Electric Power Engineering Technology, 2024, 43(5): 69-80.
- [12] 程远林, 张舒, 张毅, 等. 计及价格敏感区间下惩罚型碳价的 CCS-P2G 虚拟电厂鲁棒优化[J]. 电力科学与技术学报, 2024, 39(6): 251-259.
CHENG Yuanlin, ZHANG Shu, ZHANG Yi, et al. Robust optimization of CCS-P2G virtual power plants considering penalized carbon prices in price-sensitive intervals[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2024, 39(6): 251-259.
- [13] 杨娜, 杨国华, 金旭荣, 等. 计及电动汽车与空调系统的虚拟电厂优化经济调度[J]. 电测与仪表, 2025, 62(12): 108-114.
YANG Na, YANG Guohua, JIN Xurong, et al. Optimal economic dispatching of virtual power plants considering electric vehicles and air conditioning system[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2025, 62(12): 108-114.
- [14] 李小平, 汪红波, 邵立政, 等. 聚合光储换电站的虚拟电厂容量动态调配与快速响应实证[J]. 电力系统自动化, 2025, 49(20): 161-173.
LI Xiaoping, WANG Hongbo, SHAO Lizheng, et al. Demonstration of dynamic capacity allocation and rapid response for virtual power plants integrated with aggregated photovoltaic-energy storage battery swapping station[J]. Automation of Electric Power Systems, 2025, 49(20): 161-173.
- [15] LI Xinxin, LI Yingzi, TAN Qinliang, et al. Bi-objective robust scheduling model of virtual power plant with safety-economy-green balance in new power system[J]. Energy Conversion and Management, 2025, 344.
- [16] 黄宇翔, 陈皓勇, 牛振勇, 等. 基于“能量-信息-价值”三层网络的虚拟电厂架构及运行关键技术综述[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(24): 169-187.
HUANG Yuxiang, CHEN Haoyong, NIU Zhenyong, et al. A review of virtual power plant architecture and key operational technologies based on a “energy-information-value” three-layer network[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(24): 169-187.
- [17] 彭超逸, 徐苏越, 顾慧杰, 等. 基于主从博弈的虚拟电厂参与多元竞争市场投标策略研究[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(7): 125-137.
PENG Chaoyi, XU Suyue, GU Huijie, et al. Bidding strategy for a virtual power plant participating in a multiple competitive market based on the Stackelberg game[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(7): 125-137.
- [18] 张宁, 杨凌霄, 李炫浓, 等. 基于分层深度强化学习的多能虚拟电厂区域消纳优化策略[J]. 电力系统保护与控制, 2025, 53(20): 153-163.
ZHANG Ning, YANG Lingxiao, LI Xuannong, et al. Regional consumption optimization strategy for multi-energy virtual power plants based on hierarchical deep reinforcement learning[J]. Power System Protection and Control, 2025, 53(20): 153-163.
- [19] LIU Xu, GU Xiao, GUO zhi, et al. Dynamic adjustment method for distributed energy resource allocation of virtual power plant[J]. International Journal of Electrical Power and Energy Systems, 2025, 173.
- [20] 安源, 赵亭玉, 李洋, 等. 考虑风光消纳和自适应能价策略的氢电混动汽车集群低碳经济调度[J]. 太阳能学报, 2025, 46(7): 73-81.
AN Yuan, ZHAO Tingyu, LI Yang, et al. Low carbon economic dispatch of FCHEVs considering wind-PV consumption and adaptiving pricing strategies[J]. Acta Energiae Solaris Sinica, 2025, 46(7): 73-81.

- [21] ZHENG Zixuan, LI Jie, LIU Xiaoming, et al. Deaggregation strategy based on optimal co-scheduling of heterogeneous flexible resources in virtual power plant[J]. *Applied Energy*, 2025, 383.
- [22] 高明, 曾平良, 冯永朝. 新型电力系统中的虚拟电厂研究综述[J]. *电力工程技术*, 2025, 44(6): 143-154.
GAO Ming, ZENG Pingliang, FENG Yongchao. Review of virtual power plant in new power system[J]. *Electric Power Engineering Technology*, 2025, 44(6): 143-154.
- [23] 汪岩佳, 王宇川, 王西田, 等. 考虑虚拟电厂分布式资源联动不确定性的优化调度策略[J]. *电力系统自动化*, 2025, 49(20): 103-112.
WANG Yanjia, WANG Yuchuan, WANG Xitian, et al. Optimal scheduling strategy considering linkage uncertainty of distributed resources in virtual power plant[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2025, 49(20): 103-112.
- [24] 李孟阳, 李国杰, 汪可友, 等. 考虑需求响应及调频性能变化的虚拟电厂日前投标策略[J]. *电力系统保护与控制*, 2023, 51(3): 13-25.
LI Mengyang, LI Guojie, WANG Keyou, et al. Day-ahead bidding strategy for virtual power plant considering demand response and frequency regulation performance variation[J]. *Power System Protection and Control*, 2023, 51(3): 13-25.
- [25] 曾博, 穆宏伟, 孟自帅, 等. 考虑通信灵活性的 5G 基站与含光伏电源配电网多目标区间规划[J]. *太阳能学报*, 2024, 45(4): 423-433.
ZENG Bo, MU Hongwei, MENG Zishuai, et al. Multi-objective interval planning for 5G base stations and distribution networks with photovoltaic power sources considering communication flexibility[J]. *Acta Energetica Solaris Sinica*, 2024, 45(4): 423-433.
- [26] 毕皓淳, 祁琪, 刘向军, 等. 计及 5G 基站运行协同的分布式储能优化配置方法[J]. *电工技术学报*, 2024, 39(21): 6819-6833.
BI Haochun, QI Qi, LIU Xiangjun, et al. An optimal configuration method for distributed energy storage considering coordinated operation of 5G base station[J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2024, 39(21): 6819-6833.
- [27] 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. Siting and sizing method for energy storage based on dispatchable potential of 5G base station and cluster partition of distribution[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2023, 47(18): 151-160.
- [28] 李俊双, 胡炎, 郜能灵. 计及通信负载与供电可靠性的 5G 基站储能与配电网协同优化调度[J]. *上海交通大学学报*, 2023, 57(7): 791-802.
LI Junshuang, HU Yan, TAI Nengling. Collaborative optimization scheduling of 5G base station energy storage and distribution network considering communication load and power supply reliability[J]. *Journal of Shanghai Jiao Tong University*, 2023, 57(7): 791-802.
- [29] 张巍, 祝童童, 苏瑾. 考虑电动汽车和 5G 基站的电力-信息-交通耦合网络需求响应策略[J]. *电力系统自动化*, 2024, 48(7): 116-126.
ZHANG Wei, ZHU Tongtong, SU Jin. Demand response strategy for power-cyber-transportation coupling network considering electric vehicles and 5G base stations[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2024, 48(7): 116-126.

收稿日期: 2025-08-07; 修回日期: 2026-02-04

作者简介:

程子霞(1974—), 女, 博士, 副教授, 研究方向为高电压与绝缘技术; E-mail: chzx@zzu.edu.cn

万佳源(2000—), 男, 通信作者, 硕士研究生, 研究方向为 5G 基站与配电网优化; E-mail: wjy17719251877@163.com

柴旭峥(1978—), 男, 博士, 教授级高级工程师, 研究方向为电力系统运行与新能源技术。E-mail: chaixuzheng@126.com

(编辑 张颖)