储能XXXX

考虑柔性负荷聚合与共享储能的多主体协同优化调度

戚思睿[1]，陈择栖[1]，熊　健[2]
（[1]深圳供电局有限公司电力调度控制中心，广东 深圳 518048；[2]清华四川能源互联网研究院，四川 成都 610213）

摘　要：为解决高比例可再生能源接入带来的微网调度灵活性不足、储能资源利用率低及多主体利益冲突等问题，本文提出一种考虑柔性负荷聚合与共享储能的多主体协同优化调度方法。首先，构建融合功率时序曲线、预设时间窗、可调时间、功率上下限等多维特征的综合特征向量，采用t分布随机邻域嵌入实现高维特征空间非线性降维，结合基于密度峰快速搜索聚类算法自适应识别密度中心点，实现柔性负荷的精细化聚类。其次，结合用户的用电效用函数表征用户聚合商管理需求响应的边际效益，建立基于Stackelberg博弈框架的微网运营商、共享储能商和用户聚合商的等多主体协同优化调度模型。最后，提出结合精英保留进化算法与混合整数二次规划算法的混合求解策略。广东某园区实例表明所提方法能够解决大规模、小容量、强异质柔性负荷高效调控难题，在保证计算精度的同时实现计算时间下降2个数量级，需求响应与主从博弈框架能够在保证多利益主体间经济博弈均衡的同时，实现峰谷差降幅约为28.3%，具备显著的工程应用潜力。

关键词：柔性负荷聚合；共享储能；微网调度；Stackelberg博弈；t-SNE；CFSFDP
doi：10.19799/j.cnki.2095-4239.2026.0404
中图分类号：TM 715　　文献标志码：A　　文章编号：2095-4239（XXXX）XX-1-16

Multi agent collaborative optimization scheduling considering flexible load aggregation and shared energy storage

Qi Sirui[1], Chen Zeqi[1], Xiong Jian[2]
([1]Shenzhen Power Supply Bureau Co., Ltd. Power Dispatch Control Center Shenzhen Guangdong,518048;
[2]Sichuan Energy Internet Research Institute Tsinghua University Chengdu Sichuan,610213)

Abstract: In order to solve the problems of insufficient flexibility in microgrid scheduling, low utilization of energy storage resources, and conflicts of interest among multiple parties under the high proportion of renewable energy access, this paper proposes a multi-agent collaborative optimization scheduling method that considers flexible load aggregation and shared energy storage. Firstly, a comprehensive feature vector is constructed that integrates multidimensional features such as power timing curves, preset time windows, adjustable time, and power upper and lower limits. t-distributed stochastic neighbor embedding (t-SNE) is used to achieve nonlinear dimensionality reduction in the high-dimensional feature space. Combined with the clustering algorithm based on fast search and find of density peaks (CFSFDP), density center points are adaptively identified to achieve fine-grained clustering of

收稿日期：2026-05-11；修改稿日期：2026-05-27。
基金项目：中国南方电网有限责任公司科技项目《新型负荷集群可控性及协同控制方法研究》（SZKJXM20240177）
第一作者：戚思睿（1987—），男，学士，高级工程师，电网规划与调度，E-mail：qisirui@126.com；通信作者：熊健，工程师，新型电力系统分析与优化，E-mail：xiongjian@tsinghua-eiri.org。
引用本文：戚思睿, 陈择栖, 熊健. 考虑柔性负荷聚合与共享储能的多主体协同优化调度[J]. 储能科学与技术, XXXX, XX(XX): 1-16.
Citation：Qi Sirui, Chen Zeqi, Xiong Jian. Multi agent collaborative optimization scheduling considering flexible load aggregation and shared energy storage[J]. Energy Storage Science and Technology, XXXX, XX(XX): 1-16.

flexible loads. Secondly, the marginal benefit of user aggregator management demand response is characterized by combining the user's electricity utility function with the user's electricity consumption utility function, establish a multi-agent collaborative optimization scheduling model for microgrids, shared energy storage, and other systems based on the Stackelberg game framework. Finally, a hybrid solution strategy combining elite preservation evolutionary algorithm and mixed integer quadratic programming algorithm is proposed. A case study in an industrial park in Guangdong shows that the proposed method efficiently controls large-scale, low-capacity, highly heterogeneous flexible loads, maintaining computational accuracy while reducing computation time by two orders of magnitude. The demand response and master-slave game framework achieves economic equilibrium among multiple stakeholders, reducing the peak-to-valley load difference by approximately 28.3%, demonstrating strong potential for practical engineering applications.

Keywords: Flexible Load Aggregation; Shared Energy Storage; Microgrid Scheduling; Stackelberg Game; t-SNE; CFSFDP

高比例可再生能源的规模化并网，正深刻推动电力系统向分布式、智能化形态转型。在此背景下，微网作为整合分布式电源、储能与多元负荷的关键载体，其优化运行对提升能源利用效率、保障供电可靠性具有重要意义[1][2]。然而，用户侧海量、分散的柔性负荷具有“大规模、小容量、强异质”的典型特征，其高效调度面临建模复杂与计算维数灾难的严峻挑战[3][4]。如何对其进行精准、高效的聚合表征，并在此基础上实现微网内多主体协同优化，已成为当前研究亟待解决的核心问题。

柔性负荷调控方面，文献[5]将柔性负荷划分为三类，结合经济补偿和碳排放激励，实现低碳经济运行；文献[6]考虑柔性负荷在冷热电联产微网中的混合时间尺度调度，提升系统综合效益；文献[7]针对纺织工业负荷的强流程化特性，构建电力-蒸汽协同调度模型，揭示能源与生产环节的深度耦合机制；文献[8]将柔性负荷分类为移载、可转移、可削减类型，并结合混合储能构建梯级碳交易低碳调度模型。现有研究通过将负荷分级与协调各类灵活性资源，提升了系统经济低碳效益，但在实际工程应用中，系统各类灵活性资源由不同的主体运营，各主体之间的利益划分严重影响了系统的高效运行。

在多主体博弈与协同优化调度方面，已有研究针对配电网、综合能源系统等场景提出了多种博弈模型与求解方法。文献[9]考虑配电系统运营商（Distribution System Operator，DSO）与多主体博弈，基于配电网节点边际电价（Distribution Locational Marginal Price，DLMP）建立电价核算模型，实现网架规划与分布式电源投运的协同决策。文献[10]针对配电网-多综合能源系统（Multi-Integrated Energy System，MIES）的协同优化，融合纳什议价模型建立动态电价交易机制，解决多主体利益均衡与市场激励相容问题。文献[11]基于非合作博弈构建多利益主体互动博弈模型，通过动态划分利益主体实现电压优化控制。文献[12]以Stackelberg博弈理论为基础，建立源-荷-储多主体博弈交互框架，引入碳配额与实时价格双重激励政策，引导用户科学用能并降低碳排放。文献[13]结合纳什谈判和两阶段鲁棒优化理论，对多综合能源系统进行调度，实现经济性和鲁棒性的协同提升。文献[14]结合利益主体有限理性与多主体演化博弈得到最佳规划方案。文献[15]引入强化学习算法，实现对微电网群与配电网的优化。文献[16]基于主从博弈，结合阶梯型交易和激励型需求响应策略，提升区域综合能源系统低碳性和经济性。然而，现有研究对于微网内包含共享储能、柔性负荷聚合等多类型异质主体的复杂博弈问题，尚缺乏统一的分析框架与高效求解方法，难以直接应用于用户侧海量异构资源的精细化管理。

为应对海量柔性资源的调度复杂性，现有研究开展了负荷聚合等效方面的研究。文献[17]对高速公路服务区负荷进行分级聚合，计及电池退化成本对服务区负荷进行分析控制，实现峰谷差降低；文献[18]提出大规模柔性负荷的等效聚合方法，通过

参数聚类建立分组等效模型并证明其与原模型的等价关系，在削峰填谷调度中表现出较小的等效偏差与较快的计算速度；文献[19]针对源-荷-储灵活性资源，提出基于客观权重与系统聚类的聚合模型，通过层次聚类实现资源的有效分群，并构建了分别适用于削峰与调频的聚合模型；文献[20]则针对电动汽车充电负荷提出了一种数据驱动的聚合建模框架，能够模拟不同市场场景下的充电需求，为输电系统运营商提供规划指导；文献[21]采用数据驱动的方法，通过k均值聚类对大量住宅建筑进行负荷特性分析，量化了需求侧管理的潜力。现有聚合方法在一定程度上降低了计算维度，但鲜有研究在聚类时协同考虑负荷参数特征及时序特性耦合，导致聚合模型在工程应用中鲁棒性不足。

综上所述，在当前微网的多元互动场景中，单一技术的应用已遭遇瓶颈，迫切需要将负荷聚合、共享储能与博弈机制进行深度耦合。首先，将海量异质负荷直接纳入多主体博弈模型将引发严重的“维数灾难”，使得模型不可解。因此，采用高维特征降维与密度聚类算法是实现Stackelberg博弈工程可计算的先决条件；其次，柔性负荷虽调用成本低，但受限于用户舒适度与严格的时间窗约束，而共享储能虽高度灵活但投资租赁成本昂贵，两者的结合能够实现“低成本-高灵活”的时空互补；最后，在微网实际商业运营中，运营商作为能源供给侧天然占据定价主导地位，各方存在明显的先后决策次序与利益壁垒。相较于要求各方完全共享隐私数据的合作博弈，或需要多方反复高频协商的纳什平权博弈，Stackelberg主从博弈架构能够契合真实电力市场交易逻辑，降低系统的通信交互负担与协商计算成本。

为此，本文提出考虑共享储能与柔性负荷聚合的微网多主体博弈优化调度方法。首先，构建“高维数据降维-密度峰值聚类”的柔性负荷聚合框架，通过t分布随机邻域嵌入（t-distributed Stochastic Neighbor Embedding，t-SNE）算法实现负荷多维特征的非线性降维，结合基于密度峰快速搜索聚类算法（Clustering by Fast Search and Find of Density Peaks，CFSFDP）算法自适应识别聚类中心，精准刻画异构负荷的聚合特性；其次，建立微网运营商、共享储能服务商、用户聚合商的多主体Stackelberg博弈架构；最后，设计融合精英保留策略进化算法与混合整数二次规划的双层求解方法，实现主从博弈均衡解的高效求解。通过广东某智能园区实证分析，验证所提方法在提升储能利用率、优化负荷曲线及均衡多主体利益方面的有效性，为新型电力系统下微网协同调度提供技术支撑。

1 柔性负荷聚合模型

为促进可再生能源消纳，柔性负荷调控受到广泛关注。然而，海量、分散的小容量柔性负荷具有典型的“大规模、小容量、强异质”特征，若直接对每个负荷单元独立建模与调度，优化问题的变量维度将急剧膨胀，导致“维度灾难”，无法满足电网实时调度对计算效率与可靠性的要求。因此，必须通过负荷聚合将大量特性相近的个体等效为少数可调控的资源群，从而在保留关键调节能力的前提下大幅降低调度模型的复杂度。这一聚合过程对后续优化调度的核心作用体现在两个方面：一方面，聚合后的负荷群可作为统一的调度单元参与上层Stackelberg博弈模型，运营商只需对各集群下达调控指令，而无需关心内部单个负荷的细节；另一方面，聚合模型必须精确刻画负荷的固有物理特性与时序响应行为之间的耦合关系，以确保集群调度指令既能满足物理约束，又能兼顾计算可行性与工程实用性。

柔性负荷的调控潜力是其功率范围、可用时间窗、可调持续时长、调节速率等多维特征的函数。为此，本文构建了“高维数据降维—密度聚类识别”的负荷聚合框架，该框架充分利用了每户负荷的功率时序曲线、预设时间窗、可调时间、功率上下限等原始信息，构建综合特征向量，再通过t-SNE算法进行非线性降维，最后由CFSFDP算法自适应识别聚类中心。通过该方法，同类负荷被有效归并为具有相似调控特性的集群，为后续多主体博弈调度提供了柔性负荷的调度边界。

1.1 t-SNE降维算法

t-SNE是一种非线性流形学习方法，其核心优势在于能建立高维与低维数据的分布映射。t-SNE借助概率函数刻画高维数据间的相似关系，先假定高维空间里的数据点分布遵循高斯分布，再将T分布应用于低维空间。

在运算流程上，设高维数据集合为$X=$

$\{x_i\}_{i=1}^{N} \in \mathbb{R}^D$，具体包括：时序功率曲线及可调特性参数，可调特性参数包括可调功率和可用时间窗、可调持续时长。其中x_i表示第i个高维数据样本，N表示数据样本总数，D表示高维空间数据的维度。对于样本x_i和x_j之间的高斯分布概率密度$P_{j|i}$可通过如下方式计算。

$$P_{j|i} = \frac{\exp\left(-\left|\left|x_i - x_j\right|\right|^2 / 2\sigma_i^2\right)}{\sum_{k \neq i}^{N} \exp\left(-\left|\left|x_i - x_j\right|\right|^2 / 2\sigma_i^2\right)} \tag{1}$$

其中，σ_i^2表示以数据样本的x_i为中心的高斯方差。高维空间中两个样本的联合分布可以表示为：

$$P_{ij} = \frac{P_{j|i} + P_{i|j}}{2N} \tag{2}$$

在低维空间，映射点y_i与y_j的相似度q_{ij}由t分布定义。

$$q_{ij} = \frac{\left(1 + \left\|y_i - y_j\right\|^2\right)^{-1}}{\sum_{k \neq l}^{N} \left(1 + \left\|y_k - y_l\right\|^2\right)^{-1}} \tag{3}$$

为了使高维数据分布与低维数据分布一致，以联合概率分布P和Q之间的库尔巴克-莱布勒散度（Kullback-Leibler divergence，KL）散度最小化为目标。KL散度的代价函数C定义为：

$$C = KL(P||Q) = \sum_{i \neq j} \log \frac{P_{ij}}{q_{ij}} \tag{4}$$

优化后，得到低维嵌入坐标集合$Y = \{y_i\}_{i=1}^{N} \in \mathbb{R}^2$，作为后续CFSFDP聚类的输入。

1.2 CFSFDP聚类算法

本研究选用CFSFDP算法，其核心思想在于簇中心点的选择，该过程基于两个关键特征：一是簇中心具有较大的局部密度ρ_i，即簇中心点的密度高于其邻域内所有点的密度；二是簇中心与其他高密度点之间存在较大的最小距离δ_i。CFSFDP的主要步骤如下：

步骤1：每个样本的局部密度ρ_i由高斯贺函数定义，可表示为：

$$\rho_i = \sum_j \exp\left[-\left(\frac{d_{ij}}{d_c}\right)^2\right] \tag{5}$$

其中，d_{ij}是数据样本i和j之间的欧几里得距离。$d_c\left(d_c > 0\right)$表示截断距离。参考文献[22]采用基于距离排序的方法确定截断距离d_c。首先计算数据集中所有样本对之间的欧几里得距离d_{ij}并按升序排列，设距离对的总数为N_d，则d_c取排在第$\lceil N_d \times (P/100) \rceil$位的距离值（$\lceil\cdot\rceil$表示向上取整）。参数$P$为截断百分比设定为2%。

步骤2：计算具有较高局部密度的点的最小距离δ_i。然而，对于局部密度ρ_i最高的点，数据点之间的距离被视为其他数据点的最大距离，具体如下：

$$\delta_i = \begin{cases} \min\limits_{j:\rho_j > \rho_i} \left(d_{ij}\right), & \exists j \\ \max\limits_{j} \left(d_{ij}\right), & else \end{cases} \tag{6}$$

步骤3：经过上述分析，簇中心具有较高的局部密度ρ，并且该点与其他高密度数据点之间的距离δ较大。因此，定义决策函数γ以考虑局部密度ρ和距离δ。此外，为了消除ρ和δ之间的数值差异，分别对ρ和δ进行归一化处理：

$$\gamma = \frac{\rho_i - \rho_{\max}}{\rho_{\max} - \rho_{\min}} * \frac{\delta_i - \delta_{\max}}{\delta_{\max} - \delta_{\min}} \tag{7}$$

步骤4：将γ值较大的数据点作为簇中心。设置相应的阈值以自动选择较大的γ，并确定簇中心点。阈值的定义如下：

$$\gamma \geqslant \left[\mu(\rho^*) + \varepsilon\sigma(\rho^*)\right]\sigma(\delta^*) \tag{8}$$

其中，μ表示期望值；σ表示标准差；ρ^*和δ^*分别是ρ和δ的归一化值；ε为修正系数[22]，用于控制即簇中心的筛选阈值，本文采用网格搜索的方法在$\varepsilon \in [1, 5]$范围内以步长0.5进行寻优，并以轮廓系数$S(i)$作为评价指标，得到最优的ε值=1.5。

步骤5：在确定簇中心后，其余的数据点将被分配到对应的簇中。同时，采用轮廓系数法验证聚类效果，公式为：

$$S(i) = \frac{b(i) - a(i)}{\max\left(a(i), b(i)\right)} \tag{9}$$

其中，$a(i)$为样本i与簇内其他样本的平均距离，$b(i)$为样本i与最近外簇样本的平均距离。$S(i) \in [-1, 1]$。

2 多主体博弈优化调度模型

作为系统的领导者，园区微网运营商通过制定动态的售电与售热价格来管理能源流并最大化自身收益。其定价策略需在电网价格与市场条件之间取得平衡，并受到以下合理性约束：

$$\lambda_h^{\mathrm{EG,b}} < \lambda_h^{\mathrm{MO,s}} < \lambda_h^{\mathrm{EG,s}} \forall h \in [1, H] \tag{10}$$

$$\gamma_{\min} \leqslant \gamma_h^{\mathrm{MO,s}} \leqslant \gamma_{\max} \forall h \in [1, H] \tag{11}$$

式中：$\lambda_h^{\mathrm{EG,b}}$、$\lambda_h^{\mathrm{EG,s}}$分别为$h$时段内电网的购电

与售电价格；$\lambda_h^{\mathrm{MO,s}}$为微网运营商的售电价格；$\gamma_h^{\mathrm{MO,s}}$为微网运营商的售热价格；$\gamma_{\min}$与$\gamma_{\max}$是售热价设定的下限与上限；$H$为一天划分的总时段数。

运营商侧配置的微型燃气轮机（Micro Turbine，MT）以天然气为燃料，实现热电联产，是满足基荷与提供热力的核心设备。其运行成本与电出力之间的关系由燃料消耗决定，具体表达式为：

$$C_{h,\mathrm{mt}} = \frac{G_{\mathrm{ng}}}{q_{\mathrm{lhv}} \cdot \eta_{\mathrm{mt,e}}} \cdot P_{h,\mathrm{mt,e}} \cdot \Delta\tau \tag{12}$$

式中：$C_{h,\mathrm{mt}}$为一天内第h个时间段微型燃气轮机的燃料成本；$P_{h,\mathrm{mt,e}}$为微型燃气轮机电功率；G_{ng}为天然气单位价格；q_{lhv}为天然气的低热值；$\eta_{\mathrm{mt,e}}$为微型燃气轮机效率；$\Delta\tau$为单个时间段的时长。

MT遵循典型的联产特性，其发电过程中产生的余热可被回收利用，因此电、热出力之间存在强耦合关系，该关系由设备能效参数决定：

$$P_{h,\mathrm{mt,heat}} = \frac{1-\eta_{\mathrm{mt,e}}-\eta_{\mathrm{mt,loss}}}{\eta_{\mathrm{mt,e}}} \cdot \eta_{\mathrm{heat}} \cdot P_{h,\mathrm{mt,e}} \tag{13}$$

式中：$P_{h,\mathrm{mt,heat}}$为微型燃气轮机的热功率；$\eta_{\mathrm{mt,loss}}$为散热损失率；η_{heat}为余热回收系数。

为保证系统实时平衡，运营商提供的热功率必须等于用户聚合商购买的热功率，即满足以下供需平衡等式：

$$P_{h,\mathrm{mt,heat}} = D_{h,\mathrm{MO,heat}}, \forall h \in [1, H] \tag{14}$$

式中：$D_{h,\mathrm{MO,heat}}$为微网运营商向用户聚合商出售的热功率。

微网运营商的目标侧重于全局经济收益最大化。作为价格的制定者，其主要目标是通过抬高售能价格获取利润。然而，其定价策略受制于下层主体，若价格过高将迫使下层用户大规模削减负荷或转向使用储能，导致微网售能总量萎缩，反而降低总收益。微网运营商的总收益来源于与电网的电能交易、与用户的电能及热能交易，并扣除燃气总成本。微网运营商与电网的交易收益取决于运营商自身的发电量与用户净负荷的差值：当自有发电不足时，需以较高电价从电网购电，形成成本；当发电有盈余时，可向电网售电获得收入。因此，向用户售电的收入直接与用户净购电量（正值部分）及其售电价相关，向用户供热产生的收入由售热价和售热量决定。其综合目标函数定义为：

$$R_{\mathrm{MO}} = R_{\mathrm{MO}}^{\mathrm{GR,e}} + R_{\mathrm{MO}}^{\mathrm{u,e}} + R_{\mathrm{MO}}^{\mathrm{u,heat}} - C_{\mathrm{mt,total}} \tag{15}$$

$$C_{\mathrm{mt,total}} = \sum_{h=1}^{H} C_{h,\mathrm{mt}} \tag{16}$$

$$R_{\mathrm{MO}}^{\mathrm{GR,e}} = \sum_{h=1}^{H} \begin{bmatrix} -\lambda_h^{\mathrm{EG,s}} \cdot \max\left(D_{h,\mathrm{u,net}} - P_{h,\mathrm{mt,e}}, 0\right) - \lambda_h^{\mathrm{EG,b}} \cdot \\ \min\left(D_{h,\mathrm{u,net}} - P_{h,\mathrm{mt,e}}, 0\right) \end{bmatrix} \cdot \Delta\tau \tag{17}$$

$$R_{MO}^{u,e} = \sum_{h=1}^{H} \lambda_h^{MO,s} \cdot \max\left(D_{h,u,net}, 0\right) \cdot \Delta\tau \tag{18}$$

$$R_{MO}^{u,heat} = \sum_{h=1}^{H} \gamma_h^{MO,s} \cdot D_{h,MO,heat} \cdot \Delta\tau \tag{19}$$

式中：R_{MO}为微网运营商总收益；$R_{\mathrm{MO}}^{\mathrm{GR,e}}$为微网运营商向网侧售电收益；$R_{\mathrm{MO}}^{\mathrm{u,e}}$为微网运营商向用户侧售电收益；$R_{\mathrm{MO}}^{\mathrm{u,heat}}$为微网运营商向用户侧供热产生的收益；$C_{\mathrm{mt,total}}$为微网运营商一天的燃气总成本；$D_{h,\mathrm{u,net}}$为用户聚合商在第$h$个时间段内的净电负荷，其值为正表示从运营商购电，为负表示向运营商售电。

共享储能系统作为一个独立实体，为用户提供灵活的能源时移服务。其核心是荷电状态（State of Charge，SOC）的动态更新，该状态取决于用户聚合商在上一时段的充放电行为：

$$S_{h+1}^{\mathrm{es}} = S_h^{\mathrm{es}} + \left(\eta_{\mathrm{es,c}} \cdot P_{h,\mathrm{u,c}} - \frac{P_{h,\mathrm{u,d}}}{\eta_{\mathrm{es,d}}}\right) \cdot \Delta\tau \tag{20}$$

式中：S_h^{es}为一天内第h个时间段初共享储能系统的剩余电量；$P_{h,\mathrm{u,c}}$、$P_{h,\mathrm{u,d}}$表示用户聚合商在第h个时间段内向共享储能系统的充电功率与放电功率；$\eta_{\mathrm{es,c}}$和$\eta_{\mathrm{es,d}}$分别表示充电和放电过程的效率。

为确保储能系统在一个调度周期（如一天）结束后能恢复到初始状态，从而可持续地为下一个周期服务，需施加周期内净能量交换为零的约束，同时，储能系统的运行必须满足其物理极限，包括容量限制和功率限制。

$$\sum_{h=1}^{H}\left(\eta_{\mathrm{es,c}} \cdot P_{h,\mathrm{u,c}} - \frac{P_{h,\mathrm{u,d}}}{\eta_{\mathrm{es,d}}}\right) \cdot \Delta\tau = 0 \tag{21}$$

$$S_{\mathrm{es,min}} \leqslant S_h^{\mathrm{es}} \leqslant S_{\mathrm{es,max}} \quad \forall h \tag{22}$$

$$0 \leqslant P_{h,\mathrm{u,c}} \leqslant P_{\mathrm{es,c,max}} \cdot u_{h,\mathrm{c}}, \forall h \tag{23}$$

$$0 \leqslant P_{h,\mathrm{u,d}} \leqslant P_{\mathrm{es,d,max}} \cdot u_{h,\mathrm{d}}, \forall h \tag{24}$$

$$u_{h,c} + u_{h,d} \leqslant 1, \forall h \tag{25}$$

式中：$S_{\mathrm{es,min}}$、$S_{\mathrm{es,max}}$分别为共享储能系统容量的最小和最大值；$P_{\mathrm{es,c,max}}$、$P_{\mathrm{es,d,max}}$分别为充放电最大功率；$u_{h,\mathrm{c}}$、$u_{h,\mathrm{d}}$为0-1变量，分别表示第h时段是否处于充电或放电状态。

共享储能服务商的优化目标侧重于设备利用率

与服务费收入最大化。在本文架构中，储能服务商以预设的固定租赁费率提供服务，其收益不直接参与主从博弈，而是作为用户聚合商应对微网高昂电价的灵活性资源。用户对微网电价的规避行为越强烈，储能服务的调用率与服务费收入就越高。共享储能服务商的收益来源于向用户收取的服务费，并需承担其充放电运营成本。服务费收入基于用户使用的总充放电功率（绝对值之和）和单位功率租赁费率计算。运营成本与充放电量成正比，包括电池损耗、运维等费用。其净收益计算如下：

$$R_{\mathrm{es}} = R_{\mathrm{es,inc}} - C_{\mathrm{es}} \tag{26}$$

$$R_{\mathrm{es,inc}} = \sum_{h=1}^{H} v_h^{\mathrm{es}} \cdot \left(P_{h,\mathrm{u,c}} + P_{h,\mathrm{u,d}}\right) \cdot \Delta\tau \tag{27}$$

$$C_{\mathrm{es}} = \sum_{h=1}^{H} \left(\kappa_{\mathrm{c}} \cdot P_{h,\mathrm{u,c}} + \kappa_{\mathrm{d}} \cdot P_{h,\mathrm{u,d}}\right) \cdot \Delta\tau \tag{28}$$

式中：R_{es}为共享储能服务商一天内的净收益；$R_{\mathrm{es,inc}}$为向用户收取的服务费总收入；C_{es}为储能系统的充放电总成本；v_h^{es}为第h个时间段的单位充/放电功率租赁费；κ_{c}与κ_{d}分别为共享储能系统的单位充、放电损耗成本系数。

用户聚合商通过管理其内部负荷和利用外部服务来响应价格信号，最大化自身用电满意度的净收益。其总电负荷由刚性负荷、可调度的柔性负荷以及为制热而额外消耗的电负荷三部分构成：

$$D_{h,\mathrm{u,e}} = D_{h,\mathrm{u,r}} + D_{h,\mathrm{u,f}} + \Delta D_{h,\mathrm{u,e}} \quad \forall h \tag{29}$$

式中：$D_{h,\mathrm{u,e}}$为用户聚合商的总电负荷；$D_{h,\mathrm{u,r}}$、$D_{h,\mathrm{u,r}}$及$D_{h,\mathrm{u,r}}$分别表示为固定电负荷、可响应负荷及电制热负荷。

为刻画需求响应能力，对柔性负荷的调整施加约束。单时段的负荷调整幅度不能超过总负荷的一定比例，以保证用电模式的相对稳定，同时负荷调整在时间维度上具有可转移性，但周期内总用电量应保持不变：

$$\frac{\left|\bar{D}_{h,\mathrm{u,f}} - D_{h,\mathrm{u,f}}\right|}{D_{h,\mathrm{u,r}} + D_{h,\mathrm{u,f}}} \leqslant \alpha \quad \forall h \tag{30}$$

$$\sum_{h=1}^{H} \bar{D}_{h,\mathrm{u,f}} = \sum_{h=1}^{H} D_{h,\mathrm{u,f}} \tag{31}$$

式中：$\bar{D}_{h,\mathrm{u,f}}$为用户聚合商需求响应后的电负荷；$\left|\bar{D}_{h,\mathrm{u,f}} - D_{h,\mathrm{u,f}}\right|$为不考虑电制热耗电情况下的需求响应量；$\alpha$为电负荷最大可调比例。

用户聚合商的净电负荷由调整后的刚性/柔性负荷、制热电耗、与共享储能的净交换功率（充电增加净负荷，放电减少净负荷）以及本地光伏发电共同决定：

$$D_{h,\mathrm{u,net}} = D_{h,\mathrm{u,r}} + \bar{D}_{h,\mathrm{u,f}} + \Delta D_{h,\mathrm{u,e}} + \left(P_{h,\mathrm{u,c}} - P_{h,\mathrm{u,d}}\right) - P_{h,\mathrm{u,pv}}, \forall h \tag{32}$$

式中：$P_{h,\mathrm{u,pv}}$表示用户聚合商的光伏出力；$D_{h,\mathrm{u,net}}$为净电负荷。

在供热方面，用户可通过两种方式满足热需求：从运营商购热或使用电制热设备。总热负荷等于两种来源提供的热量之和，并减去用户自愿削减的部分。

$$D_{h,\mathrm{u,heat}} = \omega_h \cdot D_{h,\mathrm{MO,heat}} + (1-\omega_h) \cdot D_{h,\mathrm{u,eh}} - \Delta D_{h,\mathrm{u,heat}}, \forall h \tag{33}$$

热负荷的削减量受到技术或舒适度允许的最大上限约束：

$$0 \leqslant \Delta D_{h,\mathrm{u,heat}} \leqslant \Delta D_{\mathrm{heat,max}}, \forall h \tag{34}$$

式中：$D_{h,\mathrm{u,heat}}$为用户聚合商的总热负荷；$D_{h,\mathrm{u,heat}}$为用户侧电制热设备产生的热功率；$\Delta D_{h,\mathrm{u,heat}}$、$D_{\mathrm{heat,max}}$分别为用户聚合商实际消减的热负荷及允许消减的最大热负荷；ω_h为用户选择供热方的系数。

电制热设备的产热功率与其耗电功率成正比，且出力有上限。

$$D_{h,\mathrm{u,eh}} = \eta_{\mathrm{eh}} \cdot \Delta D_{h,\mathrm{u,e}} \quad \forall h \tag{35}$$

$$0 \leqslant D_{h,\mathrm{u,eh}} \leqslant D_{\mathrm{eh,max}} \quad \forall h \tag{36}$$

式中：η_{eh}为用户电制热的综合效率；$D_{\mathrm{eh,max}}$为用户电制热过程中允许的最大热出力。

用户的选择策略基于经济性比较：当用电制热的等效成本低于直接购热价格时，选择电制热；反之，则从运营商购热。

$$\omega_h = \begin{cases} 0, & \text{if } \dfrac{\lambda_h^{\mathrm{MO,s}}}{\eta_{eh}} \leqslant \gamma_h^{\mathrm{MO,s}} \\ 1, & \text{if } \dfrac{\lambda_h^{\mathrm{MO,s}}}{\eta_{\mathrm{eh}}} > \gamma_h^{\mathrm{MO,s}} \end{cases} \tag{37}$$

用户聚合商的日收益目标是最大化用电效用，并最小化各项能源购买成本及因削减热负荷带来的舒适度惩罚。用户的用电效用采用二次函数形式描述[23][24]，反映了用电量带来的满意度及其边际效用递减规律。效用的计算基于用户实际消耗的总电量，包括刚性负荷、调整后的柔性负荷、制热电耗以及储能充电消耗的电量，其目标函数定义如下

$$R_{\mathrm{u}} = U_{\mathrm{u,e}} - C_{\mathrm{u}}^{\mathrm{MO,e}} - C_{\mathrm{u}}^{\mathrm{MO,heat}} - C_{\mathrm{u}}^{\mathrm{es}} - C_{\mathrm{u}}^{\mathrm{comfort}} \tag{38}$$

$$U_{\mathrm{u,e}} = \sum_{h=1}^{H} \left[a \cdot (\bar{D}_{h,\mathrm{u,e}})^2 + b \cdot \bar{D}_{h,\mathrm{u,e}} + c\right] \cdot \Delta\tau \tag{39}$$

$$\bar{D}_{h,\mathrm{u,e}} = D_{h,\mathrm{u,r}} + \bar{D}_{h,\mathrm{u,f}} + \Delta D_{h,\mathrm{u,e}} + P_{h,\mathrm{u,c}} \tag{40}$$

式中：R_{u}为用户聚合商一天的总收益；$U_{\mathrm{u,e}}$为

用户聚合商的用电效用；$C_{\mathrm{u}}^{\mathrm{MO,e}}$、$C_{\mathrm{u}}^{\mathrm{MO,heat}}$分别为支付给微网运营商的电费和热费；$C_{\mathrm{u}}^{\mathrm{es}}$为向共享储能商支付的费用；$C_{\mathrm{u}}^{\mathrm{comfort}}$为因消减热负荷造成的舒适度惩罚。

支付给运营商的电费根据净电负荷的方向计算，净购电时按运营商售价付费，净售电时按电网购电价获得收入（视为负成本）。支付给运营商的热费与购买的热量成正比。支付给储能服务商的费用即为服务商的收入部分。热负荷削减带来的舒适度损失用二次惩罚函数表示，削减越多，边际不适感越强。

$$C_{\mathrm{u}}^{\mathrm{MO,e}} = \sum_{h=1}^{H}\left[\lambda_h^{\mathrm{MO,s}} \cdot \max\left(D_{h,\mathrm{u,net}},0\right) + \lambda_h^{\mathrm{EG,b}} \cdot \min\left(D_{h,\mathrm{u,net}},0\right)\right] \cdot \Delta\tau \tag{41}$$

$$C_{\mathrm{u}}^{\mathrm{MO,heat}} = \sum_{h=1}^{H}\gamma_h^{\mathrm{MO,s}} \cdot D_{h,\mathrm{MO,heat}} \cdot \Delta\tau \tag{42}$$

$$C_{\mathrm{u}}^{\mathrm{es}} = R_{\mathrm{es,inc}} \tag{43}$$

$$C_{\mathrm{u}}^{\mathrm{comfort}} = \sum_{h=1}^{H}\gamma \cdot \left(\Delta D_{h,\mathrm{u,heat}}\right)^2 \tag{44}$$

式中：$\overline{D}_{h,\mathrm{u,e}}$为用户聚合商在第$h$个时间段消耗的总电量；$a, b, c$为用电效用函数的参数；$\gamma$为热负荷削减的舒适度惩罚系数。

微网运营商与用户聚合商之间的交易过程可以构成一个Stackelberg 问题。在此框架下，运营商作为领导者率先行动，制定价格；用户作为跟随者观察到价格后，优化自身用能策略。该博弈可形式化定义为：

$$G = \left\{\mathrm{MO}\cup\mathrm{UA};\left\{\lambda^{\mathrm{MO,s}},\gamma^{\mathrm{MO,s}}\right\};R_{\mathrm{MO}};R_{\mathrm{u}};\left\{\overline{D}^{\mathrm{u,f}},\Delta D^{\mathrm{u,e}},P^{\mathrm{u,c}},P^{\mathrm{u,d}},\Delta D^{\mathrm{u,heat}}\right\}\right\} \tag{45}$$

式中：微网运营商（Microgrid Operator，MO）为领导者，用户聚合商（User Aggregator，UA）；$\left\{\lambda^{\mathrm{MO,s}},\gamma^{\mathrm{MO,s}}\right\}$为领导者（MO）的价格策略集合；$\left\{\overline{D}^{\mathrm{u,f}},\Delta D^{\mathrm{u,e}},P^{\mathrm{u,c}},P^{\mathrm{u,d}},\Delta D^{\mathrm{u,heat}}\right\}$为跟随者（UA）的负荷调整与储能使用策略集合；$R_{\mathrm{MO}}$与$R_{\mathrm{u}}$分别为MO与UA的收益函数，即各自的目标函数。

领导者（微网运营商）优化模型和跟随者（用户聚合商）优化模型可由前文的相关模型确定，作为领导者的微网运营商优化模型旨在最大化自身总收益（对应式15），其决策变量集定为$\Omega_{MO} = \left\{\lambda_h^{MO,s},\gamma_h^{MO,s},P_{h,mt,e},P_{h,mt,heat}\right\}_{h=1}^{H}$，包含向用户发布的分时售电、售热价格以及内部微型燃气轮机的电、热出力计划。在优化寻优过程中，领导者的决策策略需严格满足定价上下限及市场合理性约束（对应式10-11）、燃气轮机运行成本与热电耦合物理约束（对应式12-13），以及保障系统热能供需初步平衡的等式约束（对应式14）。

作为跟随者的用户聚合商优化模型以最大化综合用能净收益（含效用评估与舒适度惩罚，对应式38）为核心目标，其决策变量集定为$\Omega_{UA} = \left\{D_h^{u,f},P_h^{u,c},P_h^{u,d},\Delta D_h^{u,heat},\omega_h\right\}_{h=1}^{H}$，涵盖各时段柔性电负荷的平移量、调用共享储能的充放电功率、热负荷削减量以及电制热设备的替代决策系数。在响应领导者价格信号时，跟随者必须严格遵守电负荷需求响应的时移与总量守恒约束（对应式30-31）、用户侧电功率平衡约束（对应式32）以及热负荷响应限值与电制热设备出力约束（对应式33-37）。此外，在调用共享储能服务进行能量时移时，还需满足储能系统SOC动态更新、充放电状态互斥及容量物理极限等一系列硬性约束（对应式20-25）。

3 求解方法

针对本文构建的复杂主从博弈模型，设计了一种结合精英保留策略进化算法与混合整数二次规划的双层协同优化算法。该算法充分发挥进化算法的全局搜索能力与商业求解器的精确求解优势，通过确定性的精英选择机制保证算法收敛性与求解效率。常规启发式算法在处理诸如共享储能连续充放电等具有强耦合特征的时序硬约束时往往效率低下，且极易因约束无法完全满足导致算法陷入局部最优解。为此，本算法通过下层调用Gurobi求解器来处理此类时序硬约束，从而为上层非凸的定价策略提供精确的适应度反馈。

算法的核心架构为双层迭代优化：上层（领导者，微网运营商）采用具有确定性精英保留策略的进化算法搜索最优定价策略；下层（跟随者，用户聚合商）对给定的定价策略，构建为混合整数规划模型，调用Gurobi求解器获得精确最优响应。两层通过适应度评估（运营商收益计算）建立反馈连接，迭代逼近Stackelberg均衡解。精英保留机制与求解器结果形成高效的协同机制：经下层求解器精确评估获得的高质量个体将被直接保留并无条件

遗传至下一代。有效防止了优良策略在交叉与变异等随机操作中发生结构性退化，另一方面使得这些精英个体在后续迭代中无需重复触发下层混合整数规划（Mixed Integer Programming，MIP）模型的求解。具体步骤如下

步骤1：参数初始化与种群生成

a) 设置算法基本参数。

b) 染色体编码设计：每个染色体个体编码微网运营商一天（H个时段）的定价策略，采用实数编码：

$$\mathbf{Chrom} = \left[\lambda_1^{\mathrm{MO,s}}, \gamma_1^{\mathrm{MO,s}}, \cdots, \lambda_H^{\mathrm{MO,s}}, \gamma_H^{\mathrm{MO,s}}\right] \in \mathbb{R}^{2H} \tag{46}$$

c) 初始化种群：在可行域内采用拉丁超立方采样生成初始种群。

步骤2：适应度评估与精英选择

a) 并行求解下层问题：对于种群$\mathcal{P}^{(g)}$中每个个体$\mathbf{Chrom}_k$：

a. 解码与参数传递：提取价格序列$\{\lambda_h^{\mathrm{MO,s}}, \gamma_h^{\mathrm{MO,s}}\}_{h=1}^{H}$传递至下层混合整数规划问题。

b. 构建下层混合整数规划模型：以用户聚合商收益R_u最大化为目标，形成优化问题。

c. 调用Gurobi求解器求解混合整数规划问题。

d. 计算适应度：计算微网运营商收益$R_{\mathrm{MO}}^{(k)}$，作为个体$\mathbf{Chrom}_k$的适应度值$F_k = R_{\mathrm{MO}}^{(k)}$。

b) 确定性精英选择：

a. 对种群中所有个体按适应度值F_k降序排列，得到有序序列$\mathcal{P}_{\mathrm{sorted}}^{(g)}$。

b. 精英保留：选取前N_{elite}个个体直接保留至下一代种群，记为精英集合$\mathcal{E}^{(g)}$。在此耦合环节中，记录并缓存$\mathcal{E}^{(g)}$中个体对应的最优定价序列及其由Gurobi求解得到的跟随者响应与适应度值。

c. 父代选择：选取前$N_{\mathrm{pop}} - N_{\mathrm{elite}}$个个体构成父代集合$\mathcal{P}_{\mathrm{parent}}^{(g)}$，用于后续进化操作。

步骤3：进化操作生成子代

a) 算术交叉：从$\mathcal{P}_{\mathrm{parent}}^{(g)}$中随机选择两个父代个体$\mathbf{p}_1, \mathbf{p}_2$，以概率$p_c$执行交叉操作，生成子代个体$\mathbf{c}_1, \mathbf{c}_2$：

$$\begin{aligned} \mathbf{c}_1 &= \alpha\mathbf{p}_1 + (1-\alpha)\mathbf{p}_2 \\ \mathbf{c}_2 &= (1-\alpha)\mathbf{p}_1 + \alpha\mathbf{p}_2 \end{aligned} \tag{47}$$

式中：α为随机生成的交叉系数。若交叉后基因值超出约束范围，则进行边界修复。

b) 多项式变异：对交叉生成的子代个体，以概率p_m执行变异操作。对第j个基因x_j，其变异后值x_j'为：

$$x_j' = \begin{cases} x_j + \delta_L \cdot \left(x_j - L_j\right), & \text{if rand} \leqslant 0.5 \\ x_j + \delta_R \cdot \left(U_j - x_j\right), & \text{otherwise} \\ \delta_L = (2 \cdot \text{rand})^{\frac{1}{\eta_m + 1}} - 1 \\ \delta_R = 1 - (2 \cdot (1 - \text{rand}))^{\frac{1}{\eta_m + 1}} \end{cases} \tag{48}$$

式中：L_j, U_j为基因x_j的取值上下界；rand $\in [0, 1]$为随机数，η_m为变异分布指数。

c) 子代种群生成：通过交叉变异操作生成$N_{\mathrm{pop}} - N_{\mathrm{elite}}$个子代个体，构成子代集合$\mathcal{P}_{\mathrm{offspring}}^{(g)}$。

步骤4：种群更新与收敛判断

a) 新一代种群形成：合并精英集合与子代集合，形成新一代种群：

$$\mathcal{P}^{(g+1)} = \mathcal{E}^{(g)} \cup \mathcal{P}_{\mathrm{offspring}}^{(g)} \tag{49}$$

下一代种群在执行步骤2的下层MIP求解时，仅需针对新生成的$\mathcal{P}_{\mathrm{offspring}}^{(g)}$集合调用Gurobi求解器，而直接继承$\mathcal{E}^{(g)}$中精英个体的既有计算结果。

b) 收敛性判断：计算当前最优适应度$F_{\mathrm{best}}^{(g)}$与上一代最优适应度$F_{\mathrm{best}}^{(g-1)}$的相对变化率：

$$\Delta F = \frac{\left|F_{\mathrm{best}}^{(g)} - F_{\mathrm{best}}^{(g-1)}\right|}{\left|F_{\mathrm{best}}^{(g-1)}\right| + \delta} \tag{50}$$

式中，$\delta = 10^{-10}$为防止除零的小常数。若$\Delta F < \epsilon$或$g \geqslant G_{\max}$，算法终止；否则，令$g = g + 1$，返回步骤2。

对于本文构建的双层协同优化算法，下层模型调用Gurobi求解器进行混合整数规划（MIP）求解，这保证了对于任意给定的上层定价策略**Chrom**，下层均能返回绝对精确的跟随者响应与适应度值（即无噪声的适应度评估）。因此，算法的整体收敛性完全取决于上层进化算法的演化寻优过程。本文通过引入马尔可夫链理论，证明带有确定性精英保留策略的双层协同算法能够全局收敛。

定义1（状态空间与马尔可夫性）：

在计算机有限浮点数精度下，上层定价策略的连续可行域可离散化为有限状态空间Ω。令$\mathcal{P}^{(g)}$表示第g代种群，由于子代种群$\mathcal{P}^{(g+1)}$的生成仅依赖于当前种群$\mathcal{P}^{(g)}$的交叉与变异操作，而与历史代数无关，因此种群的演化过程构成了一个有限状态的齐次马尔可夫链。

定义2（全局最优状态集）：

令 $F(\mathbf{Chrom})$ 为个体适应度（微网运营商收益），F^* 为可行域 Ω 内的全局最优适应度值。定义全局最优状态集为：

$$\mathcal{S}_{opt}=\left\{\mathcal{P}\middle|\exists\mathbf{Chrom}_k\in\mathcal{P},F(\mathbf{Chrom}_k)=F^*\right\} \tag{51}$$

令当前种群 $\mathcal{P}^{(g)}$ 中的最优适应度为 $F_{best}^{(g)}=\max_{\mathbf{Chrom}\in P^{(g)}}F(\mathbf{Chrom})$。

定理1（单调非减性）：

由于本文在步骤2(b)中采用了确定性精英保留策略，当代种群中最优个体被无条件保留至下一代，因此最优适应度序列 $\left\{F_{best}^{(g)}\right\}$ 是单调非减的，即：$P\left(F_{best}^{(g+1)}\geqslant F_{best}^{(g)}\right)=1$

且由于收益存在物理上限，$F_{best}^{(g)}$ 必然有界。根据单调有界定理，序列 $\left\{F_{best}^{(g)}\right\}$ 必然收敛。

定理2（全局可达性）：

在步骤3(b)中，算法采用了多项式变异操作。变异算子以非零概率 $p_m>0$ 触发，使得任意父代个体均有非零概率产生可行域 Ω 内的任意解。设单步迭代中，通过变异操作从任意非最优状态转移到全局最优状态集 $\mathcal{S}_{opt}$ 的最小概率下界为 $p_{\min}>0$。

证明：双层协同算法的全局收敛性

设 $P\left(\mathrm{P}^{(g)}\notin\mathrm{S}_{opt}\right)$ 为算法在第 g 代时仍未找到全局最优解的概率。在单次演化中，未能进入最优状态集的概率满足：

$$P\left(\mathrm{P}^{(1)}\notin\mathrm{S}_{opt}\middle|\mathrm{P}^{(0)}\notin\mathrm{S}_{opt}\right)\leqslant 1-p_{\min} \tag{52}$$

基于精英保留策略（定理1），若种群一旦进入 $\mathcal{S}_{opt}$，便永远不会脱离，即最优状态属于马尔可夫链中的吸收态：

$$P\left(\mathrm{P}^{(g+1)}\notin\mathrm{S}_{opt}\middle|\mathrm{P}^{(g)}\in\mathrm{S}_{opt}\right)=0 \tag{53}$$

因此，经过 g 代迭代后，种群依然未找到全局最优解的概率为：

$$P\left(\mathrm{P}^{(g)}\notin\mathrm{S}_{opt}\right)=P\left(\mathrm{P}^{(0)}\notin\mathrm{S}_{opt}\right)\prod_{t=1}^{g}P\left(\mathrm{P}^{(t)}\notin\mathrm{S}_{opt}\middle|\mathrm{P}^{(t-1)}\notin\mathrm{S}_{opt}\right) \tag{54}$$

$$P\left(\mathrm{P}^{(g)}\notin\mathrm{S}_{opt}\right)\leqslant\left(1-p_{\min}\right)^{g} \tag{55}$$

对式(55)两边取极限，由于 $0<p_{\min}<1$，可得：

$$\lim_{g\to\infty}P\left(\mathrm{P}^{(g)}\notin\mathrm{S}_{opt}\right)\leqslant\lim_{g\to\infty}\left(1-p_{\min}\right)^{g}=0 \tag{56}$$

进而得出：

$$\lim_{g\to\infty}P\left(\mathrm{P}^{(g)}\in\mathrm{S}_{opt}\right)=1 \tag{57}$$

式(57)从严格的数学意义上证明了，随着迭代次数 g 趋于无穷，本文设计的带有精英保留策略的双层协同算法，将以概率1收敛至Stackelberg博弈的全局最优解。

4 案例分析

本研究以广东某智能园区1800户柔性负荷（含1260户可转移负荷、540户可削减负荷）为研究对象，基于t分布随机邻域嵌入（t-SNE）高维特征降维与密度峰快速搜索（CFSFDP）聚类算法，结合负荷功率范围、调控时段约束及设备类型差异，实现柔性负荷的精细化聚类。

通过轮廓系数法验证聚类有效性，可转移负荷与可削减负荷的最佳聚类数及对应轮廓系数分别为：可转移负荷划分为3个Group（最佳聚类数分别为2、10、2，轮廓系数0.80、0.75、0.82），可削减负荷划分为1个Group（最佳聚类数3，轮廓系数0.78），均接近1，表明簇内相似度高、簇间差异性显著，聚类结果可靠。

4.1 可转移负荷聚合结果分析

可转移负荷共计1260户，依据功率范围、时段特性及设备类型，通过CFSFDP算法最终划分为3个Group、14个聚类簇（Cluster），各Group核心特征与簇内负荷构成如表1所示。

Group1包含2个聚类簇（Cluster1、Cluster2），聚类簇中心如图1(a)，所示均由园区内可灵活安排生产时段的工业设备构成，负荷功率范围30-60kW，与可转移负荷中工业负荷的占比及功率特性完全匹配时间窗集中于9:00-16:00（非用电高峰时段），平均运行时长8小时，符合工业设备“错峰生产”的调度需求。功率与能量特征如图1(a)所示：Cluster1（311户）：总能量24366.3kWh，最大功率12.7 kW（因部分小型设备功率接近下限），最小功率0 kW（存在间歇运行特性）；Cluster2（132户）：总能量47395.2 kWh，最大功率45.2 kW、最小功率44.3 kW。

Group2包含10个聚类簇（Cluster1-Cluster10），聚类簇中心如图1(b)所示，涵盖可调节营业时间的商业设备，负荷功率范围2-60kW，与可转移负荷中商业负荷的占比及功率特性一致。时间窗集中于17:00-20:00，运行时长2-4小时，适配商业设备“营业间隙调节”的特性。高潜力聚类簇如Cluster2、Cluster6、Cluster8，其中Cluster2

表 1 可转移负荷聚合结果

Table 1 “Results of transferable load aggregation”

组别	簇号	数量	时间窗	可调时间(h)	总能量(kWh)	Pmax (kW)	Pmin(kW)
1	1	311	[9, 16]	8	24366.3	12.7	0.0
	2	132	[9, 16]	8	47395.2	45.2	44.3
2	1	14	[17, 20]	2	1035.3	44.9	29.0
	2	88	[17, 20]	4	9360.4	26.9	26.5
	3	23	[17, 20]	3	3204.3	46.5	46.3
	4	94	[17, 20]	4	624.5	1.8	0.0
	5	9	[17, 20]	1	411.0	45.7	45.7
	6	28	[17, 20]	4	5594.7	50.3	49.4
	7	14	[17, 20]	2	1054.9	44.5	30.8
	8	104	[17, 20]	4	6431.7	15.5	15.3
	9	5	[17, 20]	1	221.4	44.3	44.3
	10	20	[17, 20]	3	2336.5	42.8	31.4
3	1	146	[21, 8]	12	64509.3	43.7	27.2
	2	272	[21, 8]	12	26019.2	9.6	0.0

（88户）总能量9360.4 kWh，功率26.5-26.9 kW。低潜力聚类簇如Cluster4、Cluster5、Cluster9，其中Cluster4（94户）总能量仅624.5 kWh，最大功率1.8 kW（以照明设备为主），调节潜力较弱。

Group3包含2个聚类簇（Cluster1、Cluster2），聚类簇中心如图1(c)所示，由居民区设备组成，负荷功率范围20-50 kW，时间窗为21:00-次日6:00（夜间低谷时段），平均运行时长12小时。Cluster1（146户）总能量64509.3 kWh，最大功率43.7 kW、最小功率27.2 kW，以电动汽车充电桩为主；Cluster2（272户）总能量26019.2 kWh，最大功率9.6 kW、最小功率0 kW，以多个居民户个体电负荷为主。

4.2 可削减负荷聚合结果分析

可削减负荷共计540户，依据功率范围、高峰时段响应能力及设备类型，通过CFSFDP算法划分为1个Group、9个聚类簇，各簇核心特征与负荷构成如表2所示。

可削减负荷聚类如图2所示，其中簇2以447户占总用户数82.8%，其时间窗覆盖[10,21]小时（长达12小时），但单个可调度功率边界仅0.9 kW，总能量513.3 kWh，该簇主要由大量低功率、高灵活性的居民负荷组成。相比之下，高功率簇（如簇1、4、6）虽用户数较少（10-13户），但功率高达168.7-184.2 kW，且总能量贡献突出（簇6达15186.3 kWh），时间窗集中于[11,21]小时，反映其工业或大型商业属性，需作为重点调控对象以释放高峰时段潜力。

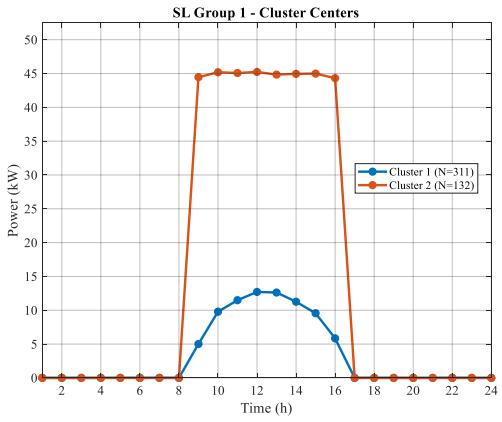
4.3 优化调度分析

本节所述实例假设：一天可划分为H=24个时段，微网配备光伏发电设备、电加热设备及电制冷设备，微电网运营商侧配置一台微型燃气轮机。共享储能服务提供商的日租金为0.33元/千瓦时，用户侧灵活负荷变化比例约为15%，热负荷上下限分别设定为0.15千瓦/元和0.5千瓦/元。园区负荷典型出力如图3。

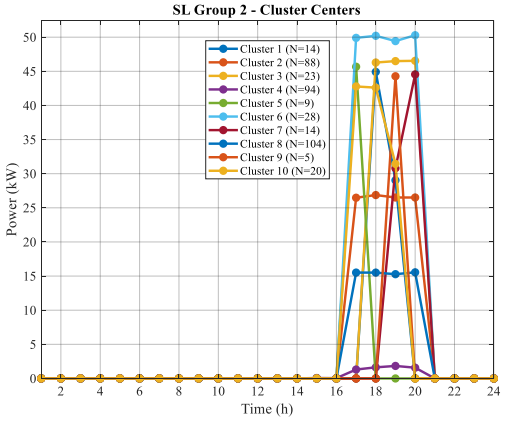
案例分析主要边界参数及典型取值参考实际工业园区运行数据、设备出厂参数以及相关文献的工程实践值如表3所示。

本文的混合智能算法中上层进化算法的参数设置如下：种群规模设定为N_{pop} = 50；最大迭代次数设定为G_{max} = 100，精英个体数设置为N_{elite} = 4。进化操作参数中，交叉概率设为p_m = 0.05，变异概率设为p_c = 0.8。算法p_m = 0.05的收敛条件设定为，若连续10代种群$\epsilon = 10^{-4}$最优适应度的相对改善幅度小于阈值，则提前$\epsilon = 10^{-4}$终止迭代。本文设置的对比场景如表4，其中场景3热价为固定值0.4元，电价为电网售电价。

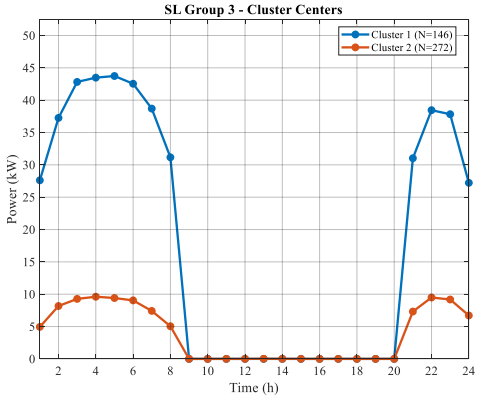
如表5和图4所示，场景四与场景一对比可知，需求响应的引入提升了系统的整体经济性，使系统总收益提升5.08%，因为需求响应能够有效降低负荷峰谷差，同时挖掘用户聚合商和共享储能的灵活



(a) 可转移组1聚类中心



(b) 可转移组2聚类中心



(c) 可转移组3聚类中心

图 1　典型的可转移负荷聚类中心

Fig. 1　“Typical transferable load clustering center”

表 2　可削减负荷聚合结果

Table 2　“Results of load reduction aggregation”

簇号	用户数	时间窗	P_max(kW)	总能量(kWh)
1	11	[11, 20]	175.6	12513.4
2	447	[10, 21]	0.9	513.3
3	11	[16, 21]	129.3	5913.8
4	10	[12, 21]	168.7	12962.5
5	6	[16, 16]	3.5	28.5
6	13	[14, 21]	184.2	15186.3
7	16	[10, 18]	73.9	7254.7
8	17	[12, 18]	0.9	54.8
9	9	[17, 17]	18.6	179.6

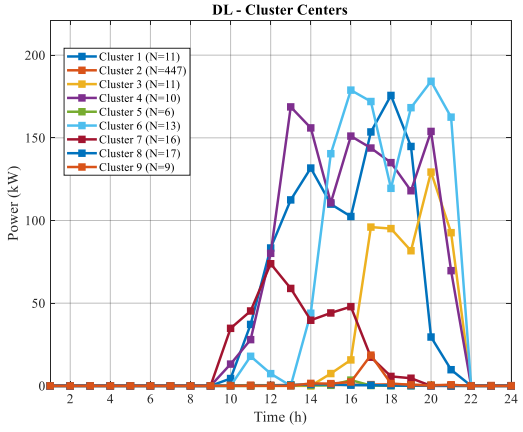


图 2　典型的可削减负荷聚类中心

Fig. 2　“Typical load reducing clustering centers”

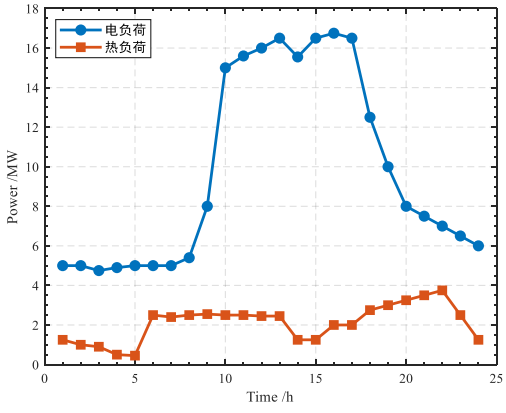


图 3　负荷曲线

Fig. 3　“Load Curve”

性潜能，实现系统整体效率提升。而在缺乏主从博弈机制的单层集中式优化（场景三）中，由于未能通过价格信号有效激发下层主体的响应积极性，导致储能与用户的联合响应受限，系统总收益相比场景四下降3.6%。此外，在不进行负荷聚类的场景二中，海量异构用户的直接接入导致主从博弈模型的决策变量呈指数级增加，计算时间激增至4250 s；而本文所提的方法通过负荷聚类技术，在仅损失0.06%微小寻优精度的前提下，将求解时间缩减两个数量级。综上所述，本文所提包含“负荷聚类-主从博弈-需求响应”的综合调度架构，在保证多利益主体间经济博弈均衡的同时，兼顾了计算时

表 3 边界参数

Table 3 “Boundary Parameters”

参数类别	参数名称	数值/逻辑设定
储能系统	配置容量（兆瓦时）	12
	充放电功率上限（兆瓦）	3
	充/放电效率	0.95
	SOC 约束范围	[0.1, 0.9]
用户聚合商	用电效用函数二次项参数 a	−0.05
	用电效用函数一次项参数 b	4
	用电效用函数常数项 c	0
	单时段电负荷最大调整比例 α	0.2
	舒适度惩罚系数 γ	0.1

表 4 场景设置

Table 4 “Scene Settings”

场景	场景一	场景二	场景三	场景四
需求响应		√	√	√
主从博弈	√	√		√
负荷聚类	√		√	√

效性，具备显著的工程应用潜力。

表 5 各主体收益

Table 5 “Revenue of Each Entity”

	场景一	场景二	场景三	场景四
微电网运营商/万元	35.72	30.18	38.45	30.23
用户聚合商/万元	533.44	566.12	540.20	565.76
共享储能运营商/万元	44.08	48.55	42.15	48.42
总计收益/万元	613.24	644.85	620.80	644.41
计算时间/s	45	4250	12	57

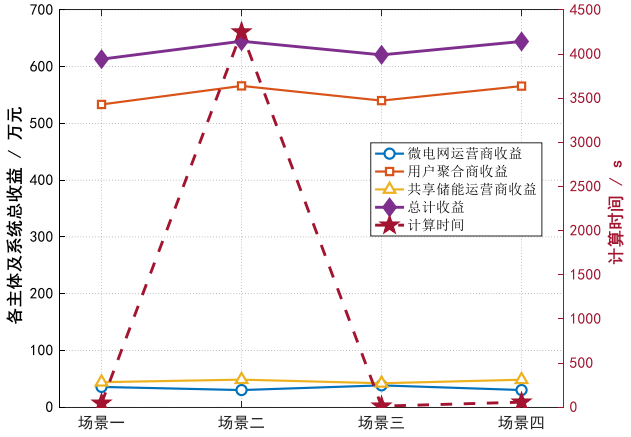


图 4 各主体收益及计算效率

Fig. 4 “Returns and Computational Efficiency of Various Entities”

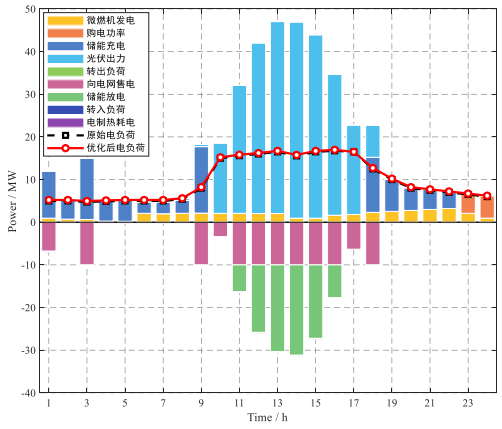
如图5所示，场景一未引入需求响应机制，仅由于电制热设备的用电折算使总电负荷在各时段相对原始电负荷整体略有抬升，系统主要依靠共享储能充放电及与外部电网的能量交互来维持电平衡，负荷侧灵活性尚未得到充分释放。

相比之下，场景三和场景四在引入需求响应后，电负荷曲线均表现出较为明显的“削峰填谷”特征。以场景四为例，在夜间低谷时段（第1-5时段），优化后总电负荷由原始的4.75-5.00 MW提升至约5.92-6.22 MW；在晚间低谷时段（第23-24时段），优化后总电负荷由6.50 MW和6.00 MW分别提高至8.02 MW和7.42 MW，说明部分可转移负荷被引导至低谷时段运行，有效提高了谷段能量利用率。与此同时，在日间高负荷时段（第10-17时段），优化后总电负荷被压降至12.22-14.52 MW，其中第16时段负荷由16.75 MW降至14.52 MW，削峰幅度约为13.31%。若以峰谷差衡量，场景四优化后峰谷差降幅约为28.3%，说明需求响应显著改善了电负荷分布形态。相比于场景三缺乏主从博弈的集中优化，场景四通过主从博弈赋予了用户端更大的决策自主性，系统运行优化不仅是全局的硬性约束结果，更是各利益主体追求自身经济利益最大化所达到的均衡状态。

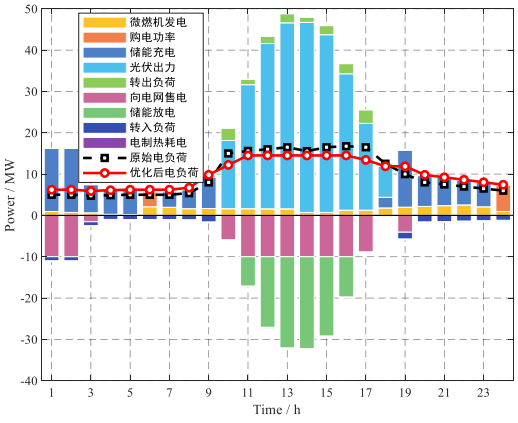
如图**6**所示。在场景三和场景四中，引入需求响应后，热负荷均出现不同程度下降。以场景四为例，优化后热负荷在多数时段低于原始热负荷，在第7-13时段，热负荷也普遍由2.50 MW水平下降至2.00 MW左右，削减幅度达到20%。用户聚合商能够根据运营商发布的热价信号，压缩部分非刚性热需求，从而降低系统在高成本时段的供热压力。

与场景三相比，场景四的热负荷削减具有更强的时段选择性：场景三的热负荷削减主要集中在第8-22时段，表现为较连续的被动响应；而场景四则在第1-5、7-17、19、21和22时段实施热负荷调整，同时在第6、18、20、23和24时段保持原始热负荷水平，说明在主从博弈机制下，热侧响应不再是单纯追求最大削减，而是根据系统运行状态与价格信号进行协同优化。

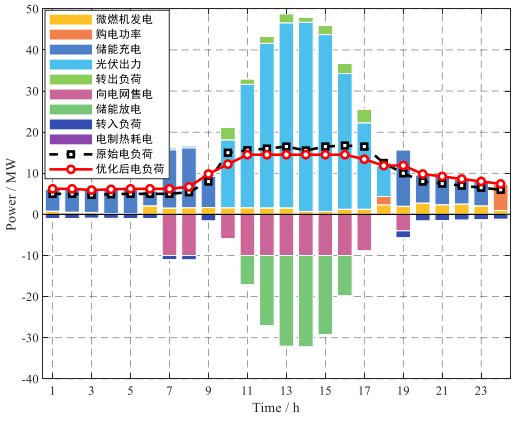
作为斯塔克伯格博弈的领导者，微电网运营商通过差异化热价引导用户聚合商调整能源消耗策略。图**7**显示，在不考虑需求响应时，热价主要受制于热电联产机组的运行成本与刚性热负荷需求，价格波动较为剧烈且在部分时段如第5时段出现低



(a) 场景一



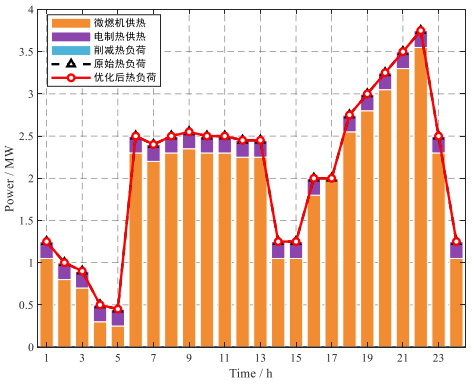
(b) 场景三



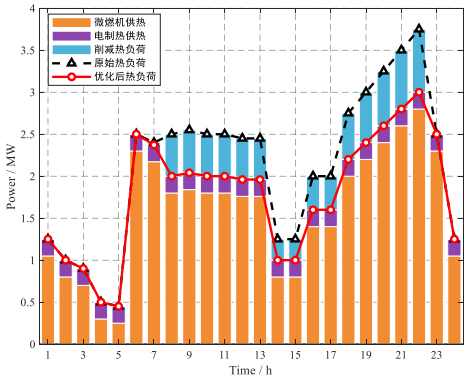
(c) 场景四

图 5　电负载优化结果曲线

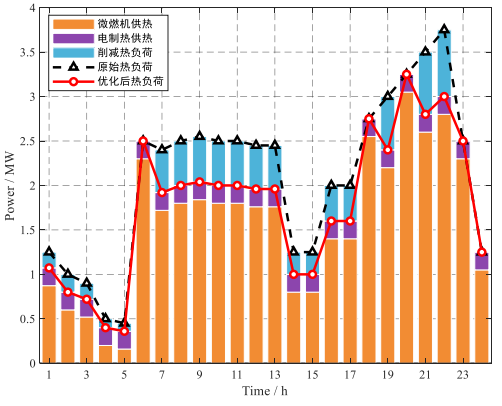
Fig. 5　“Curve of Optimization Results for Electrical Load”



(a) 场景一



(b) 场景三



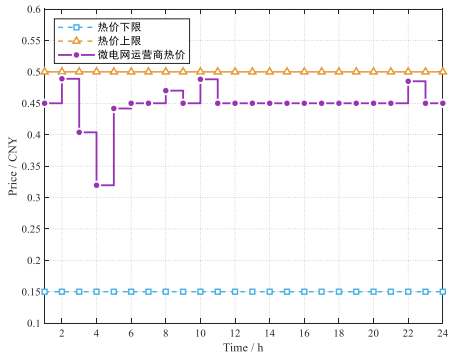
(c) 场景四

图 6　热负荷优化结果曲线

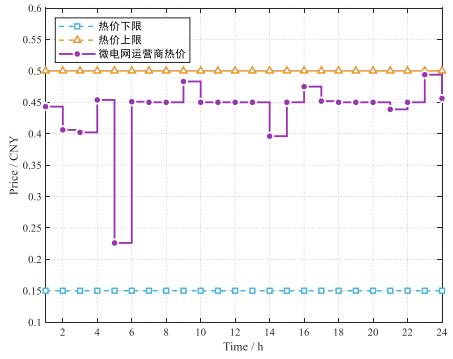
Fig. 6　“Heat load optimization result curve”

谷，反映了系统在热能过剩时的被动消纳压力。而考虑需求响应后的售热定价表现出更强的灵活性。在部分时段如第9、16时段，运营商通过制定高于无响应场景的热价，向用户传递紧缺信号，促使用户利用建筑热惯性削减热负荷，对应时段热负荷均有显著下降。而在全天大部分时段，通过价格信号的引导，响应后的热负荷普遍低于原始热负荷，这表明协同调度模型有效挖掘了热负荷的可削减潜力，在保障用户供热需求的同时，降低了微网对热源的供能压力，实现了热能系统的经济高效运行。

如图**8**无论是场景一还是场景四，微电网运营商的售电价均低于电网售电价。这是由于在主从博弈框架下，微电网运营商需要通过价格激励用户聚



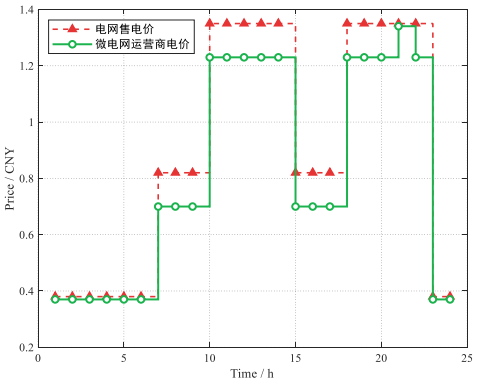
(a) 场景一



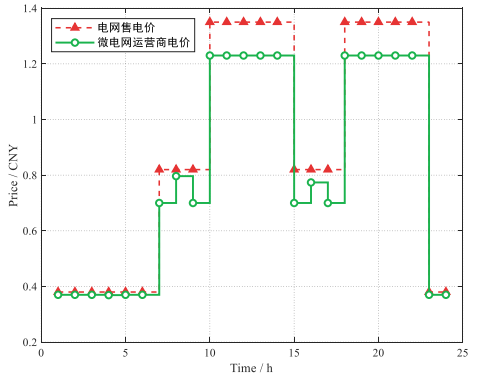
(b) 场景四

图 7 微电网运营商热价变化曲线

Fig. 7 “Heat Price Variation Curve of Microgrid Operators”



(a) 场景一



(b) 场景四

图 8 微电网运营商电价变化曲线

Fig. 8 “Curve of Electricity Price Changes for Microgrid Operators”

合商更多地从其购电，从而获取更多收益。对比两个场景可以发现，场景一下的微电网运营商电价曲线整体较为平滑、阶梯特征明显，在三个典型时段（谷段第 1-6 及第 23-24 时段、平段第 7-9 及第 15-17 时段、峰段第 10-14 及第 18-22 时段）分别稳定在约 0.37、0.70 和 1.23 元/kWh 附近，仅在第 21－22 时段出现局部上调至约 1.34 元/kWh。这是由于在缺乏需求响应的情况下，用户负荷曲线刚性较强，运营商无需通过频繁调整电价来引导负荷，定价策略相对保守稳定。

而在场景四下，微电网运营商电价整体水平与场景一接近，但在平段（第 7-9 时段、第 15-17 时段）出现了更明显的小幅波动，表明在引入需求响应机制后，用户具备了主动调整负荷的能力，运营商可以利用价格信号在边界时段对用户行为进行更精细化的引导：在临近峰段的时刻适度提价以抑制负荷向高峰转移，从而进一步降低高峰期供电压力，提高系统整体运行经济性。

图 9 展示了场景四共享储能系统在一天内充放电行为与市场电价的关联关系，反映了其跨时段的能源分配功能。该聚合系统采用的“谷电充、峰电放”运行模式，既保障了共享储能服务商的收益（低价购电、高价售电），又为用户聚合商提供了低成本用电方案，实现了能源的优化调度。

为验证模型在面对海量资源接入时的可扩展性与实际工程可行性，本文进一步测试了柔性负荷规模在 500 户、1800 户、3000 户至 5000 户时的算法模型的计算效率和误差，结果如图 10 所示。在可扩展性方面，若采用不进行负荷聚类的求解框架，由于底层混合整数规划模型的决策变量随用户数线性激增，在双层迭代架构下极易引发“维数灾难”。由图中左侧对数坐标曲线可知，传统方法的计算耗时呈指数级恶化，在 5000 户规模时计算时间超 18 小时，已彻底丧失日前调度的时效性。相比之下，本文所提的聚合调控方法通过将海量异构用户预先等效映射至少数核心特征簇，算法的计算时间从 35 秒增长至 120 秒。即使面对 5000 户柔性负荷，

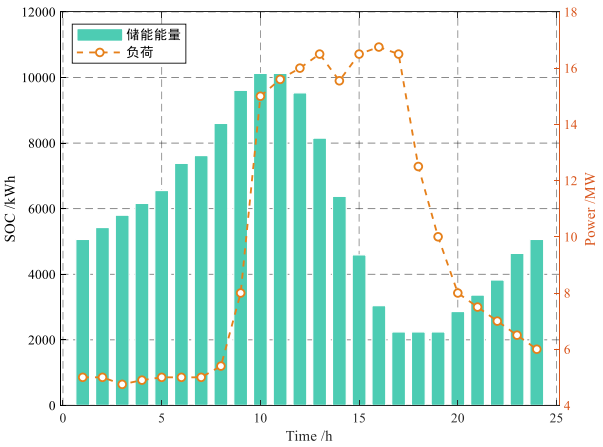


图 9 共享储能聚合系统储能容量曲线

Fig. 9 “Energy Storage Capacity Curve of Shared Energy Storage Aggregation System”

本文方法依然能在2分钟内输出最优调度策略，实现了计算效率数量级上的跨越。在实际可行性方面，如柱状图所示，随着集群规模的成倍扩大，尽管多维数据压缩带来的等效偏差略有上升，但本文方法求解得到的系统总收益相对于离散调控求解的绝对误差始终被控制在较低水平（最高仅为0.18%）。充分证明了该方法在实际微网调度场景中的高可行性与极强的工程泛化能力。

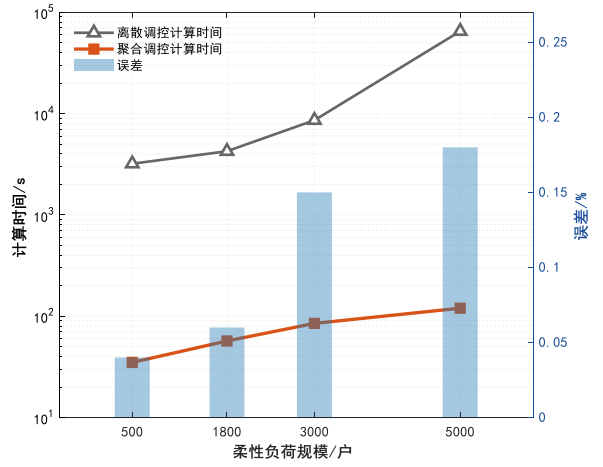


图 10 聚合调控算法在不同用户数量下的性能

Fig. 10 “Performance of Aggregation Control Algorithms Under Varying User Counts”

5 结 语

本文提出的“高维数据降维-密度聚类”框架与微网多主体Stackelberg博弈模型，为解决海量异质柔性负荷的高效调度问题提供了系统方案。案例分析表明：

（1）提出的"高维数据降维-密度聚类"框架有效解决了海量异质柔性负荷的统一调控难题。采用t-SNE与CFSFDP相结合的方法，在仅损失0.06%寻优精度的前提下，将求解时间缩减两个数量级。

（2）建立的Stackelberg博弈框架实现了微网运营商、共享储能服务商和用户聚合商的协同优化。通过价格引导的多方博弈机制，有效平衡了各主体利益。

（3）考虑柔性负荷聚合的需求响应调度方法显著改善了微网运行特性，实现了明显的“削峰填谷”效果，提升了系统整体运行经济性。

参 考 文 献

[1] 陈权, 段宇辰, 徐斌, 等. 计及用户需求响应贡献度的综合能源系统多时间尺度优化[J]. 电气工程学报, 2025, 20(6): 351-364.
CHEN Q, DUAN Y C, XU B, et al. Multi-time scale optimization of integrated energy system considering user demand response contribution degree[J]. Journal of Electrical Engineering, 2025, 20 (6): 351-364.

[2] 熊浩, 王博仑, 李言, 等. 基于信息熵理论的电力用户侧柔性负荷调度方法[J]. 电子设计工程, 2025, 33(4): 86-91.
XIONG H, WANG B L, LI Y, et al. Flexible load scheduling method on power user side based on information entropy theory [J]. Electronic Design Engineering, 2025, 33(4): 86-91.

[3] 王波, 王睿, 王铁志, 等. 基于多目标灰狼算法的站端级综合能源调度[J]. 电子设计工程, 2025, 33(19): 20-23, 28.
WANG B, WANG R, WANG T Z, et al. Station-level integrated energy scheduling based on multi-objective grey wolf algorithm [J]. Electronic Design Engineering, 2025, 33(19): 20-23, 28.

[4] 林朝华, 张军达, 梁海天, 等. 基于数据驱动的多能互补微网鲁棒优化方法[J]. 电气工程学报, 2025, 20(2): 264-275.
LIN Z H, ZHANG J D, LIANG H T, et al. Data-driven robust optimization method for multi-energy complementary microgrid [J]. Journal of Electrical Engineering, 2025, 20(2): 264-275.

[5] 李洪美, 朱礼元, 林志芳, 等. 考虑灵活性负荷需求响应和碳补偿的综合能源系统优化调度[J/OL]. 南方电网技术, 2026: 1-13 [2026-01-16].
LI H M, ZHU L Y, LIN Z F, et al. Optimal scheduling of integrated energy system considering flexible load demand response and carbon compensation[J]. Southern Power System Technology, 2026, to be published: 1-13.

[6] 胡伟, 茅佳玉, 张艺, 等. 计及柔性负荷的冷热电联产型微网混合时间调度优化模型[J]. 中国工程机械学报, 2025, 23(4): 565-570.
HU W, MAO J Y, ZHANG Y, et al. Mixed-time scheduling optimization model for combined cooling, heating and power microgrid considering flexible load[J]. Journal of Chinese Construction Machinery, 2025, 23(4): 565-570.

[7] 李敏, 丁梦茹, 黄申茂, 等. 面向电网灵活性需求的纺织工业负荷柔性生产调度优化策略[J]. 电力系统自动化, 2025, 49(22): 156-169.

LI M, DING M R, HUANG S M, et al. Flexible production scheduling optimization strategy for textile industry loads considering power grid flexibility demand[J]. Automation of Electric Power Systems, 2025, 49(22): 156-169.

[8] HUANG L P, ZHONG F X, LAI C S, et al. A ladder-type carbon trading-based low-carbon economic dispatch model for integrated energy systems with flexible load and hybrid energy storage optimization [J]. Energies, 2025, 18 (14): 3548.

[9] 吴亚雄, 申展, 吴科成. 考虑配电系统运营商和多主体博弈的配电网规划方法[J]. 高压电器, 2025, 61(12): 209-218.
WU Y X, SHEN Z, WU K C. Distribution network planning method considering distribution system operator and multi-agent game[J]. High Voltage Apparatus, 2025, 61(12): 209-218.

[10] 万思宇, 程杉, 刘炜炜, 等. 基于多主体博弈的配电网-多综合能源系统分布式优化调度[J]. 电力系统保护与控制, 2025, 53(22): 111-122.
WAN S Y, CHENG S, LIU W W, et al. Distributed optimization scheduling of distribution network and multi-integrated energy system based on multi-agent game[J]. Power System Protection and Control, 2025, 53(22): 111-122.

[11] 肖传亮, 彭克, 陈佳佳, 等. 基于多利益主体划分的配电网互动博弈电压优化控制[J/OL]. 电网技术, 2026: 1-14 [2026-05-09].
XIAO C L, PENG K, CHEN J J, et al. Interactive game-based voltage optimization control for distribution network based on multi-stakeholder division[J]. Power System Technology, 2026: 1-14 [2026-05-09].

[12] 张岩, 李瑞芳, 赵健, 等. 考虑碳配额及综合需求响应双重激励的综合能源系统多主体博弈协同优化[J]. 可再生能源, 2024, 42(3): 388-397.
ZHANG Y, LI R F, ZHAO J, et al. Multi-agent game collaborative optimization of integrated energy system considering dual incentives of carbon quota and comprehensive demand response [J]. Renewable Energy, 2024, 42(3): 388-397.

[13] 宋晓通, 陈佳琪, 师芊芊. 多主体博弈背景下的综合能源微网优化调度[J]. 高电压技术, 2023, 49(8): 3163-3178.
SONG X T, CHEN J Q, SHI Q Q. Optimal scheduling of integrated energy microgrid under multi-agent game background [J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(8): 3163-3178.

[14] 刘自发, 张子腾. 考虑多主体博弈的配电网源网荷储协同规划[J]. 电网技术, 2023, 47(12): 5046-5058.
LIU Z F, ZHANG Z T. Coordinated planning of distribution network with source-grid-load-storage considering multi-agent game[J]. Power System Technology, 2023, 47(12): 5046-5058.

[15] 韩璟琳, 胡平, 赵辉, 等. 基于多主体博弈和强化学习的微电网群与配电网协调优化调度方法[J]. 现代电力, 2024, 41(5): 896-905.
HAN J L, HU P, ZHAO H, et al. Coordinated optimal scheduling method of microgrid cluster and distribution network based on multi-agent game and reinforcement learning[J]. Modern Electric Power, 2024, 41(5): 896-905.

[16] 王瑞, 程杉, 汪业乔, 等. 基于多主体主从博弈的区域综合能源系统低碳经济优化调度[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(5): 12-21.
WANG R, CHENG S, WANG Y Q, et al. Low-carbon economic optimal scheduling of regional integrated energy system based on multi-agent master-slave game[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(5): 12-21.

[17] 柯吉, 叶培, 王海洋, 等. 计及负荷分级和电池退化成本的高速公路服务区交通能源自洽系统柔性优化调度方法[J]. 交通信息与安全, 2024, 42(5): 72-82.
KE J, YE P, WANG H Y, et al. Flexible optimal scheduling method of highway service area transportation energy self-consistent system considering load classification and battery degradation cost[J]. Journal of Transport Information and Safety, 2024, 42(5): 72-82.

[18] Tu J, Zhou M, Cui H, et al. An Equivalent Aggregated Model of Large-Scale Flexible Loads for Load Scheduling[J]. IEEE Access, 2019, 7: 143431-143444.

[19] CAO Y, WANG B, ZHAO D, et al. Aggregation model of generation-load-storage flexibility resources based on objective weighting and agglomerative nesting algorithm[J]. Electric Power Systems Research, 2025, 247: 111790.

[20] WANG B, ZHAO D, DEHGHANIAN P, et al. Aggregated electric vehicle load modeling in large-scale electric power systems[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2020, 56(5): 5796-5810.

[21] PETRUCCI A, BIANCHINI G, CARLI R, et al. Large-scale load profiling for energy flexibility in residential buildings: A data-driven approach for load aggregation through representative clusters[J]. Energy and Buildings, 2025, 320: 116195.

[22] MIN X, HUANG Y, SHENG Y. Automatic determination of clustering centers for "Clustering by Fast Search and Find of Density Peaks"[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2020, 2020(34): 1-11.

[23] MAHARJAN S, ZHU Q, ZHANG Y, et al. Demand response management in the smart grid in a large population regime[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2016, 7(1): 189-199.

[24] WEI F, JING Z X, WU P Z, et al. A Stackelberg game approach for multiple energies trading in integrated energy systems[J]. Applied Energy, 2017, 200: 315-329.