引文格式：李石磊. 基于GIS地理分区的虚拟电厂需求侧能源聚合模型[J]. 地理空间信息, 2025, 23(3): 86-91. doi:10. 3969/j.issn. 1672-4623.2025.03.020

基于GIS地理分区的虚拟电厂需求侧能源聚合模型

李石磊[1]
（1. 同方智慧能源有限责任公司，北京 100089）

摘　要：为解决虚拟电厂（VPP）建设过程中无法科学有效聚合分散能源资源的问题，提出了基于GIS地理分区的VPP需求侧能源聚合模型。建立了风电、光电、柔性负荷、电动汽车的出力模型；根据能源分布GIS特征，对能源类型进行地理分区；以VPP成本日均最低、日负荷最优、日均功率最大和地理分区聚合度最高建立目标函数；以VPP规模、地理空间距离、出力、波动率和互补性为约束条件；利用改进的蝙蝠算法求解聚合模型；通过算例分析验证聚合模型的有效性，为VPP建设过程中聚合分散的能源类型提供参考。

关键词：GIS；地理分区；VPP；需求侧能源；聚合模型
中图分类号：P208　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2025）03-0086-06

Demand-side Energy Aggregation Model of Virtual Power Plant Based on GIS Geographical Partitioning

LI Shilei[1]
(1. Tongfang Smart Energy Co., Ltd., Beijing 100089, China)

Abstract: In order to solve the problem that the virtual power plant (VPP) couldn't scientifically and effectively aggregate and disperse energy resources during the construction process, we proposed a demand-side energy aggregation model of VPP based on GIS geographical partitioning, and established output models for wind power, photovoltaics, flexible loads, and electric vehicles. According to the GIS characteristics of energy distribution, we carried out the geographical division of energy types, and established the objective functions by the lowest average daily cost, the best daily load, the largest average daily power, and the highest aggregation degree of geographical division. Taking the VPP scale, geographical space distance, output, volatility and complementary as the constraint conditions, we used the improved bat algorithm to solve the aggregation model, and verified the effectiveness of aggregation model through the case analysis, which could provide a reference for the aggregation and dispersion of energy type in the process of VPP construction.

Key words: GIS, geographical division, VPP, demand-side energy, aggregation model

近年来，以风电、光伏为代表的新能源规模快速增长，截至2021年底我国新能源发电装机容量达到634 GW·h，占总发电装机容量的26.7%[1]。电力系统直接调度管理这些异构、分散、多样的随机性电源和灵活性资源，不仅无法带来较高的经济收益，还会产生诸多稳定运行方面的技术难题，亟需一种有效的分布式能源管理方式[2]。虚拟电厂（VPP）对分布式能源的地理位置、运行特性没有特定的约束[3]，为电力系统提供了一种适应性广、灵活性高的新兴分布式能源管理方式。VPP作为电网管理系统与分布式能源之间的桥梁，需要聚合分布式能源的状态、成本和功率等运行特性，再与传统电厂一起参与电力市场或电网调度[4]；不仅充分利用和深度挖掘了城市中的电力资源，还具备出力好、调控灵活等特征，越来越被重视和欢迎。总体来看，欧洲VPP侧重于电源侧，北美侧重于负荷侧，而澳大利亚侧重于储能侧[5]。2018年3月国际电工委员会立项首批VPP国际标准，国网冀北电力有限公司牵头开展了VPP国际标准编制[5]，国内研究目前还处于初期阶段，但体量和规模在快速增长。

由于城市需求侧能源类型繁多，本文主要以光伏发电、风力发电、电动汽车和柔性负荷为研究对象，探讨VPP需求侧能源聚合模型。需求侧能源具备强相关的GIS属性，在需求侧能源聚合时需要考虑其地理空间因素。地理学正在经历“剧变”时代[6]，愈发强调决策支持[7-9]。地理决策是典型的多目标优化过程（对两个及以上的决策目标同时进行优化，以期达到所有目标同时更优）[10-11]。鉴于此，本文提出基于GIS地理

作者简介：李石磊（1987—），硕士，高级工程师，研究方向为地理信息工程、虚拟电厂，E-mail：245183526@qq.com。

分区的VPP需求侧能源聚合模型。

1　出力模型

1）风电出力模型。风向和风速是风电出力的主要影响因素，不同区域发电厂的风机将风速和风向认为是相同的。将尾流效应系数与风机功率的乘积作为输出功率[12-14]，即

$$P_t=\begin{cases}0 & 0\leqslant SW_t\leqslant V_{ci}\\ c_0+c_1SW_t+c_2SW_t^2 & V_{ci}\leqslant SW_t\leqslant V_r\\ P_r & V_r\leqslant SW_t\leqslant V_{co}\\ 0 & V_{co}\leqslant SW_t\end{cases}\tag{1}$$

式中，SW_t 为风速；V_{ci} 、V_r 、V_{co} 分别为风机启动、额定、切除风速；P_r 为风机额定功率。

2）光电出力模型。光照因素是光电出力模型的主要因素，模型为：

$$P_{PV}=\begin{cases}\dfrac{P_{\mathrm{sn}}R^2}{\mathrm{R_rR_c}} & 0\leqslant R\leqslant \mathrm{R_c}\\ \dfrac{P_{\mathrm{sn}}R}{\mathrm{R_r}} & \mathrm{R_c}\leqslant R\leqslant \mathrm{R_r}\\ P_{\mathrm{sn}} & R\geqslant \mathrm{R_r}\end{cases}\tag{2}$$

式中，P_{PV} 、P_{sn} 分别为光伏输出、额定功率；$\mathrm{R_c}$ 为太阳辐照度，一般取值为150 W/m^2；$\mathrm{R_r}$ 为光伏达到额定功率时的光照辐照度，一般取值为1 000 W/m^2。

3）电动汽车充电模型。电动汽车电池初始状态与里程的具体关系为：

$$\mathrm{SOC_0}=1-\frac{S}{S_{\max}}\tag{3}$$

式中，$\mathrm{SOC_0}$ 为初始电荷状况；S 为实际里程；$S_{\max}$ 为最大行驶里程。

电动汽车的充电功率由电池的充电特征决定，即

$$P=\begin{cases}3.65+9.15\mathrm{SOC} & 0\leqslant \mathrm{SOC}<0.2\\ 5.48 & 0.2\leqslant \mathrm{SOC}<0.8\\ 5.48+4.55(\mathrm{SOC}-0.8) & 0.8\leqslant \mathrm{SOC}<1.0\end{cases}\tag{4}$$

4）柔性负荷模型。柔性负荷可分为可转移负荷、可中断负荷和可平移负荷[15-17]。以电价响应为原则，柔性负荷模型为：

$$\Delta P_{\mathrm{shif}}(k)=g_1\left(P_0(k),\Delta p_{\mathrm{shif}}(k),k_{\mathrm{shif}}(k),v_{\mathrm{shif}}(k)\right)\tag{5}$$

$$\sum_{k=1}^{T}\Delta P_{\mathrm{shif}}(k)=0\tag{6}$$

$$\Delta P_{\mathrm{re}}(k)=g_3\left(P_0(k),\Delta p_{\mathrm{re}}(k),l_{\mathrm{re}}(k),v_{\mathrm{re}}(k)\right)\tag{7}$$

$$\Delta P_{\mathrm{pan}}(k)=g_2\left(k+\Delta k(\triangle p)\right)-g_2(k)\tag{8}$$

式中，$\Delta P_{\mathrm{shif}}(k)$ 、$\Delta P_{\mathrm{re}}(k)$ 、$\Delta P_{\mathrm{pan}}(k)$ 分别为 k 时间段范围内可转移、可中断、可平移的负荷量；$P_0(k)$ 为基础负荷；$\Delta p_{\mathrm{shif}}(k)$ 为电价差；$k_{\mathrm{shif}}(k)$ 为互弹性量；$v_{\mathrm{shif}}(k)$ 为转移速率；T 为时间周期；$\Delta p_{\mathrm{re}}(k)$ 为电价差；$l_{\mathrm{re}}(k)$ 为自弹性系数；$v_{\mathrm{re}}(k)$ 为削减速度；$g_2(k)$ 为原始用电曲线；$\Delta k(\triangle p)$ 为 $\triangle p$ 造成的负荷平移时间。

2　地理分区划分

为提高计算效率和准确性，模型求解时需减少参与计算变量的个数。本文结合GIS地理空间特征，按照一定的准则对VPP需求侧能源所在空间区域进行分割，判断被划分的区块是否包含相应的需求侧能源类型。假设某区域分为 K 个子区域，第 i 个子区域为 S_i，再按照“面积不大于 $S_{\max}$，每个子区域上电动汽车、光伏、风电和柔性负荷功率总合不大于 $Q_{\max}$”的原则对该区域进行划分。每个子区域上包含的能源类型和数量不同，导致其能源密度 ρ_i 不同。S_i 上的 ρ_i 越大，则地理分区越多，$S_{\max}$ 越小。

假设第 j 个区域 S_j 被划分为 C_j 个子区域，整个区域共划分为 n 个，则有：

$$n=\sum_{j=1}^{K}C_j\tag{9}$$

$\boldsymbol{X}_i$ 表示该区域是否有光电 X_i^{EO} 、风电 X_i^{EW} 、电动汽车 X_i^{EV} 、柔性负荷 X_i^{EF} 的向量，其值由0和1组成。全部区域的向量集合为：

$$\left(\boldsymbol{X}_1,\boldsymbol{X}_2,\cdots,\boldsymbol{X}_{n-1},\boldsymbol{X}_n\right)=\begin{bmatrix}X_1^{\mathrm{EO}} & X_2^{\mathrm{EO}} & \cdots & X_n^{\mathrm{EO}}\\ X_1^{\mathrm{EW}} & X_2^{\mathrm{EW}} & \cdots & X_n^{\mathrm{EW}}\\ X_1^{\mathrm{EV}} & X_2^{\mathrm{EV}} & \cdots & X_n^{\mathrm{EV}}\\ X_1^{\mathrm{EF}} & X_2^{\mathrm{EF}} & \cdots & X_n^{\mathrm{EF}}\end{bmatrix}\tag{10}$$

通过GIS地理分区，可将以整个区域的变量进行建模转换为每个子区域的变量，提高了计算效率，降低了复杂程度。

3　聚合模型

VPP聚合资源的主要目标是实现成本日均最低、日负荷最优、日均功率最大、地理分区聚合度最高，同时是其参与电力市场资源调度、交易与评价的重要指标。

3.1　目标函数

1）成本日均最低。跟踪VPP每个时段的出力状况，将充电成本、发电成本作为考虑因素，惩罚成本为实际出力与计划出力的偏差，充电成本为储能，发

电成本为分布式电源[18-20]。目标函数为：

$$\min f_1 = C^{\mathrm{DG}} + C^{\mathrm{ES}} + C^{\mathrm{SN}} = \sum_{k=1}^{n}\sum_{i=1}^{m} C_{ki}^{\mathrm{DG}} P_{ki}^{\mathrm{DG}} X_i^{\mathrm{DG}} + \sum_{i=1}^{m} n_i C_i^{\mathrm{ES}} \times X_i^{\mathrm{ES}} + C_s \left| \sum_{k=1}^{n} \left[\sum_{i=1}^{m} \left(-P_{ki}^{\mathrm{DG}} X_i^{\mathrm{DG}} + P_{ki}^{\mathrm{ES}} X_i^{\mathrm{ES}} - P_{ki}^{\mathrm{DR}} X_i^{\mathrm{DR}} \right) + P_{k0} \right] \right| \tag{11}$$

式中，k 为小时，$k=0,1,\cdots,23$；f_1 为日均成本；C^{DG} 为日发电成本；C^{ES} 为日充电成本；C^{SN} 为惩罚成本；P_{ki}^{DG}、P_{ki}^{ES}、P_{ki}^{DR} 分别为 k 时间范围内第 i 分区的发电出力、充电功率、柔性负荷功率；X_i^{DG}、X_i^{ES}、X_i^{DR} 分别为第 i 分区是否有分布式电源、储能、柔性负荷，有则为1，反之为0；n_i 为日充电次数；P_{k0} 为 k 时间的计划出力。

2）日负荷最优。曲线 L 表示VPP实际出力与计划出力的差值，日负荷是否最优可通过 L 的波动衡量。目标函数为：

$$\begin{cases} \min f_2 = \dfrac{\sigma}{\mu} = \dfrac{\sqrt{\dfrac{1}{n}\sum_{k=1}^{n}\left(L_k - \bar{L}\right)^2}}{\sqrt[n]{\prod_{k=1}^{n} L_k}} \\ L_k = \sum_{i=1}^{m}(-P_{ki}^{\mathrm{DG}} X_i^{\mathrm{DG}} + P_{ki}^{\mathrm{ES}} X_{ki}^{\mathrm{ES}} - P_{ki}^{\mathrm{DR}} X_i^{\mathrm{DR}}) + P_{k0} \end{cases} \tag{12}$$

式中，f_2 为曲线 L 的波动率；σ 为标准差；μ 为几何平均值；L_k 为 k 时间范围内VPP实际出力与计划出力差值；$\bar{L}$ 为出力功率算术平均值。

3）日均功率最大。日均功率最大表示VPP实际出力小于计划出力，即对应的分布式电源全部被利用，反之则未被全部利用，能使某个地理分区范围内的分布式电源得到最大化利用，避免能源浪费。目标函数为：

$$\max f_3 = \sum_{k=1}^{n}\left[a\sum_{i=1}^{m} P_{k0} + (1-a)\sum_{i=1}^{m} P_{ki}^{\mathrm{DG}} X_i^{\mathrm{DG}} \right]$$

$$a = \begin{cases} 1 & \sum_{i=1}^{m} P_{ki}^{\mathrm{DG}} X_i^{\mathrm{DG}} - P_{ki}^{\mathrm{ES}} X_i^{\mathrm{ES}} + P_{ki}^{\mathrm{DR}} X_i^{\mathrm{DR}} - P_{k0} \geqslant 0 \\ 0 & \sum_{i=1}^{m} P_{ki}^{\mathrm{DG}} X_i^{\mathrm{DG}} - P_{ki}^{\mathrm{ES}} X_i^{\mathrm{ES}} + P_{ki}^{\mathrm{DR}} X_i^{\mathrm{DR}} - P_{k0} < 0 \end{cases} \tag{13}$$

4）地理分区聚合度最高。地理分区后的子分区均具有地理空间位置信息和能源负荷密度两个属性。以这两个属性来定义地理分区聚合度，则地理空间距离为：

$$d(i,j) = \omega_p \left\| p_i - p_j \right\| + \omega_\rho \left\| \rho_i - \rho_j \right\| \tag{14}$$

式中，ω_p、ω_ρ 分别为地理空间位置、能源负荷密度权重值，且 $\omega_p + \omega_\rho = 1$。

假设按照地理分区分为 n 个区域，则采用地理空间位置和的最大值描述聚合程度，目标函数为：

$$\min f_4 = \sum_{i=1}^{n} \max\left\{ X_i X_h d(i,h) \right\}$$
$$h = 1,2,\cdots,n \tag{15}$$

式中，X_i、X_h 为是否参与地理分区划分，是则为1，否为0。

VPP需求侧能源基于地理分区聚合的目标函数为：

$$F = \left(\min f_1, \min f_2, \max f_3, \min f_4 \right) \tag{16}$$

3.2 约束条件

1）规模约束。VPP将需求侧能源类型通过资源评估、聚合算法后，打包参与电力市场运营和销售，其能源规模和数量不宜太小[21-22]，需满足：

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^{m}\left(X_i^{\mathrm{DG}} + X_i^{\mathrm{ES}} + X_i^{\mathrm{DR}} \right) \geqslant M_{\min} \\ \sum_{i=1}^{m}\sum_{k=1}^{n}\left(P_{ki}^{\mathrm{ES}} X_i^{\mathrm{ES}} + P_{k0} \right) \geqslant Q_{k\min} \end{cases} \tag{17}$$

式中，$M_{\min}$ 为参与能源的最小数量；$Q_{k\min}$ 为 k 时间范围内最少用电量。

2）地理空间距离约束。地理分区后两个区域的地理空间距离需在一定范围内，便于VPP控制调度。

3）出力约束。VPP出力不可能无限大，应满足一定条件，即

$$P_{k\min} \leqslant \sum_{i=1}^{m}\left(P_{ki}^{\mathrm{DG}} X_i^{\mathrm{DG}} - P_{ki}^{\mathrm{ES}} X_i^{\mathrm{ES}} - P_{ki}^{\mathrm{DR}} X_i^{\mathrm{DR}} \right) \leqslant P_{k\max} \tag{18}$$

4）波动率约束。为尽量使实际出力特征曲线与计划出力接近，提高运营调度的稳定性，L 的波动率应满足：

$$\frac{\sigma}{\mu} \leqslant \theta_{\max} \tag{19}$$

5）互补性约束。VPP需求侧能源类型互补能最大程度地保障运营稳定性。资源互补性即同一时段不同资源负荷曲线间的相异性。各能源类型间的关联度为：

$$\beta_{xy} = \left[\sum_{k=1}^{n} \frac{\Lambda(k)}{1 + \left| \triangle x(k)/\left(\sigma_x \triangle k\right) - \triangle y(k)/\left(\sigma_y \triangle k\right) \right|} \right] / \left[\sum_{k=1}^{n} \Lambda(k) \right] \tag{20}$$

式中，$\Lambda(k)$ 为有功功率的权化函数；σ_x、σ_y 分别为 $x(k)$、$y(k)$ 的标准差。

能源类型 x、y 的互补关系为：

$$\gamma_{xy} = 1 - \beta_{xy} \tag{21}$$

以光伏发电、风力发电、电动汽车和柔性负荷为例，所有地理分区区域的能源类型互补系数之和应大于等于互补系数最小值。

4　模型求解

4.1　蝙蝠算法

蝙蝠算法利用求解问题的适应度函数值衡量蝙蝠个体所处位置的优劣，迭代过程中不断用新产生的可行解替代较差可行解，最终得到最接近猎物的个体位置，即问题的最优解[23]。假设每只蝙蝠位置 $\boldsymbol{x}_i$ 为 D 维向量，则有：

$$f_i=f_{\min}+\left(f_{\max}-f_{\min}\right)\beta \tag{22}$$

$$v_i^t=v_i^{t-1}+\left(\boldsymbol{x}_i^t-x^{'}\right)f_i \tag{23}$$

$$\boldsymbol{x}_i^t=\boldsymbol{x}_i^{t-1}+v_i^t \tag{24}$$

式中，$\beta\in[0,1]$ 为随机数；t 为迭代次数；f_i 为蝙蝠 i 的脉冲；v_i^t、v_i^{t-1} 为蝙蝠 i 在 t、$t-1$ 时刻的速度；$\boldsymbol{x}_i^t$、$\boldsymbol{x}_i^{t-1}$ 为蝙蝠 i 在 t、$t-1$ 时刻的位置；$x^{'}$ 为最优解。

在局部搜索过程中，蝙蝠算法从当前最佳方案中选择一个解决方案，会产生随机扰动，进而产生一个新的局部解。

$$x_{\text{new}}=x^{'}+\varepsilon\times A^{'} \tag{25}$$

式中，$\varepsilon\in[0,1]$ 为随机数；$A^{'}$ 为同一种群中平均响度。

在计算过程中，蝙蝠算法会不断发出脉冲，当产生一个更优解时，响度 A_i 和频率 r_i 会随之更新，更新公式为：

$$A_i^{t+1}=a\times A_i^t \tag{26}$$

$$r_i^{t+1}=r_i^0\left[1-\exp(-\gamma\times t)\right] \tag{27}$$

式中，$a\in[0,1]$ 为随机数，表示衰减系数；$\gamma>0$，为频率增强系数；r_i^0 为蝙蝠 i 的初始发射频率。

4.2　改进的蝙蝠算法

在蝙蝠算法的进化后期，蝙蝠个体往往逐渐向最优蝙蝠聚拢，蝙蝠种群全部飞到同一区域中，尤其是在高维搜索中更为明显，导致寻优种群多样性不足，产生局部最优问题，降低了收敛精度[24-25]。因此，本文对蝙蝠算法进行改进，即当所有蝙蝠个体位置更新完成后，对两个随机配对的个体进行交叉计算，公式为：

$$\begin{cases}X_i^{'}=p\times X_i^t+(1-p)X_j^t\\X_j^{'}=(1-p)X_i^t+p\times X_j^t\end{cases} \tag{28}$$

式中，$p\in[0,1]$ 为随机数；$X_i^{'}$、$X_j^{'}$ 为 X_i^t、X_j^t 交叉计算后产生的新个体。

交叉计算会对个体产生变异，在计算过程中变异逐渐增加，这样更容易突破局部限制。

$$X_{ij}^{'}=\begin{cases}X_{ij}+\omega\left(X_{\max}-X_{ij}\right) & p\geqslant 0.5\\X_{ij}-\omega\left(X_{ij}-X_{\min}\right) & p<0.5\end{cases} \tag{29}$$

$$\omega=\left(\frac{t}{\max T}\right)^3 \tag{30}$$

式中，$X_{ij}^{'}$ 为 X_{ij} 变异后的新个体；t 为迭代次数；$\max T$ 为最大迭代次数；ω 为变异惯性权重。

改进蝙蝠算法的具体步骤为：①对种群个体数量、最大迭代次数、初始响度、速率、位置向量范围、脉冲增强系数、响度衰减系数和频率范围进行初始化；②在 D 维向量中随机生成 p 个蝙蝠个体，将预测值与实测值的均方差作为适应度值；③计算每代个体的脉冲位置、速度和频率；④生成随机数 R_1，若 $R_1>r_i$，则对个体进行位置干扰，产生新的位置，并计算当前适应度值；⑤生成随机数 R_2，若 $R_2<A_i$，且新位置比上次位置的适应度更优，则计算新位置的脉冲速率、响度；⑥对个体进行交叉变异，计算适应度值；⑦比较交叉变异前后的适应度值，若后者更优，则该个体位置更新为交叉变异后的值；⑧判断是否满足最大迭代次数或设定精度，不满足则按步骤③继续迭代；⑨输出群体最优位置。

5　算例分析

具体计算步骤为：①获取某区域Shapefile地理信息数据并进行地理空间分析；②划分并标注每个地块上的能源类型，即二值化处理，存在某种能源类型为1，不存在则为0；③对Shapefile地块进行地理分区；④根据VPP的聚合特征设置“成本日均最低、日负荷最优、日均功率最大、地理分区聚合度最高”的目标函数；⑤设置规模、地理空间距离、出力、波动率、互补性等约束条件；⑥采用改进的蝙蝠算法进行求解；⑦计算目标函数隶属权重，进而判断每组解的优先选择度；⑧计算目标函数的最优选择度；⑨确定VPP最优聚合方案；⑩可视化输出最优方案，并进行相关计算、存储、归档，为后续应用服务。

以某城市为例，选择风电、光电、电动汽车和柔性负荷作为能源类型，对VPP需求侧能源进行聚合。按照地块功能和能源属性分别对该区域进行地理分区[26]。地块功能包括居民用地、工业用地、商业用地、行政用地和其他5类，能源属性包括区域面积和

聚合能源功能。该区域被划分为10个地块（图1），各分区包含的能源类型不同，分布式电源（DG）是指光电和风电，储能（DR）是指电动汽车充电，各分区能源类型分布见表1，其中编号9的DG为风电，其余均为光电，可以看出，不同的地理分区体现出不同的能源分布特征，地理分区为居民用地，则包含分布式电源、柔性负荷和储能；商业和行政用地则较少含有储能；风电较少分布在居民、商业、行政和工业用地；大部分地理分区中包含光电。

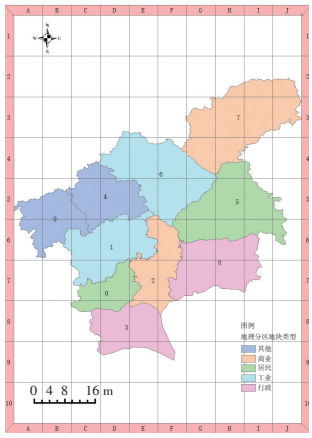


图1 地理分区结果

表1 各地理分区能源类型分布

能源	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
DG	1	1	1	1	0	1	0	1	1	1
ES	1	0	0	0	0	1	1	1	1	0
DR	1	0	1	0	0	1	1	0	0	0

根据各地理分区不同能源类型的日均时序曲线，利用改进的蝙蝠算法对每个地理分区进行计算，结果见表2。计算最优解目标函数的隶属权重，从而判断每组最优解的优先选择度。计算得到4个目标函数的方差权重分别为0.24、0.22、0.36、0.18，为目标函数所属权重分配方差权重后求和，即可得到每个方案的最优选择度，结果见图2，方案4为最优。对应的VPP需求侧能源聚合方案见表3，可以看出，其中包含了光电、风电、柔性负荷和储能，最优方案采用了编号0的光电、编号1的光电、编号2的光电和储能、编号3的光电、编号5的柔性负荷和储能、编号6的柔性负荷、编号7的柔性负荷、编号8的光电和柔性负荷以及编号9的风电。参与聚合的能源类型地理分区见图3，可以看出，在地理空间分布上，最优方案基本符合各地块的功能特征，即居民用地最优选择DR，工业和商业用地最优选择DG，其他功能地块最优选择ES，最大化地利用了地块功能包含的能源类型，符合能源在实际生活中的分布特征和聚合难易程度；在能源类型参与度上，未参与聚合的能源类型占比较小，符合目标函数计算和约束条件限制。

表2 蝙蝠算法最优解

编号	目标函数集	未参与计算能源类型
0	(2.4, 8.9, 3.6, 1.9)	X_1^{ES}、X_1^{DR}、X_2^{DG}、X_5^{ES}、X_5^{DR}
1	(2.3, 8.1, 4.6, 1.7)	X_1^{ES}、X_1^{DR}、X_2^{DG}、X_6^{ES}、X_8^{ES}
2	(2.3, 7.9, 3.5, 1.6)	X_1^{DR}、X_2^{DG}、X_5^{DR}、X_5^{ES}、X_7^{DG}
3	(2.6, 8.4, 4.2, 1.6)	X_2^{DG}、X_5^{ES}、X_5^{DR}、X_7^{DG}、X_8^{ES}
4	(2.5, 8.1, 4.4, 1.8)	X_1^{ES}、X_1^{DR}、X_5^{DG}、X_6^{DR}、X_7^{DG}
5	(2.4, 7.3, 4.6, 1.4)	X_2^{DG}、X_5^{ES}、X_5^{DG}、X_6^{DR}

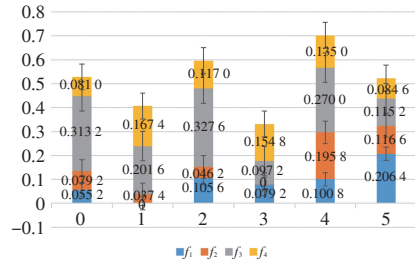


图2 目标函数最优选择度

表3 虚拟电厂聚合最优方案

能源	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
DG	√	√	√	√					√	√
ES						√	√	√	√	
DR			√			√				

由VPP聚合能源的实际出力图（图4）可知，最优方案给出的聚合资源DR、DG和ES在时间上具有明显的互补性；并兼顾了VPP成本、负荷特征、消纳程度和在地理空间上的聚合难度；DG占主要部分，部分居民用户ES也参与到了VPP处理，DR资源为用电装置（电动汽车），储能视为负值；最优方案较好地兼顾了成本日均最低、日均功率最大、地理分区聚合度高等聚合目标特征，最大程度地保障了VPP出力功率高、波动性小、稳定性好、互补性强等特征。

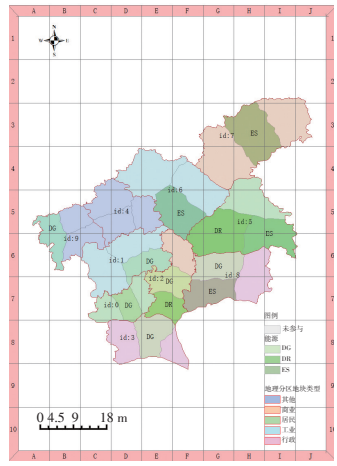


图3 能源类型聚合分布图

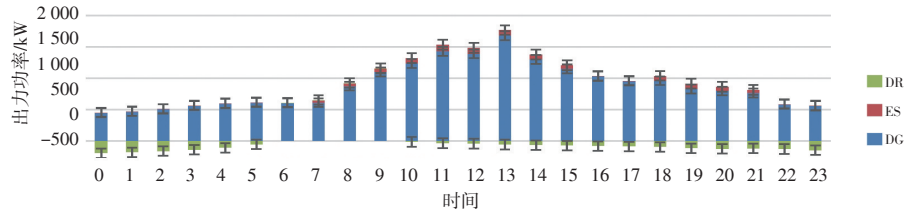


图4　聚合能源出力图

6　结　语

本文以光电、风电、柔性负荷和电动汽车为研究对象，实现了基于GIS地理分区的VPP需求侧能源聚合模型，有效解决了VPP需求侧能源分布零散、难于聚合、数量多容量小难以利用等问题；采用GIS地理分区划分可减少参与计算变量的个数，提高计算效率和准确性；根据VPP需求侧能源特征，建立了以成本日均最低、日负荷最优、日均功率最大、地理分区聚合度最高为目标的聚合模型，并结合约束条件采用改进的蝙蝠算法求解模型，极大地提高了模型的求解效率和准确性；最后通过算例分析，验证了聚合模型的有效性，为建设VPP能源聚合提供参考。

参考文献

[1] 国家能源局2022年一季度网上新闻发布会文字实录[EB/OL]. (2022-01-28)[2023-06-23]. http://www.nea.gov.cn/2022-01/28/c_1310445390.htm

[2] 陈会来,张海波,王兆霖.不同类型虚拟电厂市场及调度特性参数聚合算法研究综述[J].中国电机工程学报,2023,43(1):15-28

[3] 田立亭,程林,郭剑波,等.虚拟电厂对分布式能源的管理和互动机制研究综述[J].电网技术,2020,44(6):2 097-2 108

[4] 王宣元,刘敦楠,刘蓁,等.泛在电力物联网下虚拟电厂运营机制及关键技术[J].电网技术,2019,43(9):3 175-3 183

[5] 王宣元,刘蓁.虚拟电厂参与电网调控与市场运营的发展与实践[J].电力系统自动化,2022,46(18):158-168

[6] 宋长青,张国友,程昌秀,等.论地理学的特性与基本问题[J].地理科学,2020,40(1):6-11

[7] 傅伯杰.地理学:从知识、科学到决策[J].地理学报,2017,72(11):1 923-1 932

[8] 赵林峰,刘小平,刘鹏华,等.基于地理分区与FLUS模型的城市扩张模拟与预警[J].地球信息科学学报,2020,22(3):517-530

[9] 张元杰,翟召坤,张晓倩.基于自然地理分区的中国公路网时空变化分析[J].地理信息世界,2022,29(1):120-124

[10] 王万鑫,范广洲.基于生态地理分区的青藏高原NDVI变化特征研究[J].成都信息工程大学学报,2020,35(3):306-312

[11] 高培超,王昊煜,宋长青,等.多目标优化NSGA系列算法与地理决策:原理、现状与展望[J].地球信息科学学报,2023,25(1):25-39

[12] 朱继忠,熊小伏,刘乔波,等.现货市场下计及风光联合预测误差的经济调度[J].太阳能学报,2021,42(5):450-458

[13] 卓振宇,张宁,谢小荣,等.高比例可再生能源电力系统关键技术及发展挑战[J].电力系统自动化,2021,45(9):171-191

[14] 丛琳,王冰,王楠,等.考虑需求侧多能源响应的虚拟电厂优化运行策略[J].科学技术与工程,2021,21(17):7 133-7 142

[15] Tan Z F, Zhong H W, Xia Q, et al. Estimating the Robust P-Q Capability of a Technical Virtual Power Plant Under Uncertainties[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2020,35(6):4 285-4 296

[16] 李嘉媚,艾芊,殷爽睿.虚拟电厂参与调峰调频服务的市场机制与国外经验借鉴[J].中国电机工程学报,2022,42(1):37-56

[17] 邵成成,冯陈佳,傅旭,等.多能源电力系统生产模拟:现状与挑战[J].中国电机工程学报,2021,41(6):2 029-2040

[18] Koraki D, Strunz K. Wind and Solar Power Integration in Electricity Markets and Distribution Networks Through Service-centric Virtual Power Plants[J]. IEEE Transactions on Power Systems,2018,33(1):473-485

[19] 伊书鑫,胡健,路尧,等.电力现货市场中多虚拟电厂交易策略[J].控制工程,2022,29(9):1 587-1 592

[20] 田晶京,李安乐,高锋阳,等.含光伏发电和时变负荷的主动配电网孤岛划分[J].太阳能学报,2021,42(9):125-131

[21] 陈新和,裴玮,邓卫,等.数据驱动的虚拟电厂调度特性封装方法[J].中国电机工程学报,2021,41(14):4 816-4 828

[22] 杨建林,吕冉,张铭.不同基础配置的虚拟电厂内部资源组合策略研究[J].电力需求侧管理,2020,22(1):4-9

[23] 许德刚,赵萍.蝙蝠算法研究及应用综述[J].计算机工程与应用,2019,55(15):1-12

[24] Sakkayapho P. A Hybrid Bat Algorithm with Naturalinspired Algorithms for Continuous Optimization Problem[J]. Artificial Life and Robotics,2016,21(1):112-119

[25] 翁健高,白琳,易向阳,等.基于遗传算法的蝙蝠优化算法研究[J].广西大学学报(自然科学版),2017,42(3):1 137-1 144

[26] 曹千红.基于三元一体的开发区土地集约利用评价指标体系研究[J].地理空间信息,2023,21(5):40-44