

# 计及需求响应的分布式光伏配电网双层优化规划

刘 青, 仇志伟, 李志杰

(西安科技大学电气与控制工程学院, 西安 710054)

**摘 要:** 为灵活应对分布式光伏的不合理接入及光伏和负荷的时序波动性问题, 提高配电网电压质量和运行经济性, 提出一种源荷典型时序场景下考虑需求响应的双层优化规划方法。首先, 提出 SOM-KFCM 聚类算法, 该方法结合自组织映射的拓扑保持特性和核模糊 C 均值的非线性聚类能力, 以提高聚类精度, 并结合概率加权皮尔逊相关系数得到典型场景。然后通过计及需求响应和无功优化, 综合调控配电网中的有功功率和无功功率, 并建立双层规划模型。上层模型以年总综合成本和电压稳定指数为目标优化光伏规划方案, 下层以每种场景下日运行成本最小为目标。为有效求解该模型, 采用多策略改进鲸鱼算法增强全局搜索和跳出局部最优解能力, 并与二阶锥规划结合进行求解, 实现全局寻优和局部协同的最优联合规划方案。最后, 通过算例进行仿真分析, 结果表明该模型和方案能提升配电网的经济效益与稳定性。

**关键词:** 光伏发电; 需求响应; 无功功率; 配电网; 双层规划

**中图分类号:** TM732

**文献标志码:** A

## 0 引 言

推动可再生能源大规模接入电网并优化其运行机制, 是实现低碳转型和能源结构优化的关键路径。随着分布式光伏高渗透率接入配电网, 对传统配电网的运行特性带来显著影响, 光伏发电与负荷需求的时变性和不确定性增加了电网调度与规划的复杂性, 同时可能引起一系列电能质量问题<sup>[1-4]</sup>。因此, 探索高效灵活的配电网规划和优化配置策略将为构建灵活、经济、高效的新型电力系统提供重要的技术支撑, 具有重要现实意义。

在电力系统的长期规划和运行中, 考虑源荷时序波动性并从全年数据中提取典型场景, 对于评估不同策略的可行性至关重要。文献[5]结合了聚类和优化算法以实现可再生能源削减, 并利用粒子群算法和遗传算法提取特征出力曲线; 文献[6]通过 K-均值算法对全年风电数据进行聚类, 将累计波动量的中位数作为衡量标准, 选取各类场景的典型日; 文献[7]采用改进的 SSE-PFCM 聚类算法选取负荷的典型日, 结合多种负荷响应模型, 增强了对系统运行的灵活性。但上述文献只考虑了源侧或负荷侧的典型场景, 从而未能捕捉到电力系统中的供需平衡特性, 且传统单一聚类算法对初始聚类中心和聚类数量比较敏感, 从而导致聚类精度不高。

近年来, 需求响应(demand response, DR)逐渐成为负荷侧和电网侧相互作用的重要策略<sup>[8]</sup>。文献[9]引入价格型需求响应来实现源荷双向调节, 从而提高电力系统中风电和光伏的消纳能力, 减小弃光量; 文献[10]基于光伏发电特性与

负荷曲线, 构建分时电价优化模型, 并分析光伏并网对峰谷电价划分的影响; 文献[11]将用户满意度作为约束条件之一, 建立考虑 DR 成本的多目标优化模型, 提升了配电网的经济性和用户体验; 文献[12]提出动态无功优化策略, 通过灰色关联度划分时段减少了无功补偿设备的操作次数, 提升了电网稳定性; 文献[13]针对分布式能源并网及负荷随机性致使配电网无功规划模型适用性降低的问题, 提出计及静止无功发生器(static var generator, SVG)动态调压策略的双层无功规划配置。然而目前将 DR 和无功补偿协同进行考虑的文献较少。DR 可降低有功负荷波动, 为无功优化提供更稳定的运行环境; 无功优化则通过电压支撑, 保障需求响应实施时的电能质量。通过两者协同运行, 配电网将从被动运行转向主动调控。

在配电网优化求解方面, 文献[14]提出一种基于改进乌燕鸥算法的分布式电源优化配置方法, 旨在提高系统电压稳定性并兼顾运营商和用户的经济利益; 文献[15]提出一种基于算术优化算法的分布式电源(distributed generator, DG)优化布置方法, 将同步相量测量单元收集的相量数据纳入优化目标函数, 以降低功率损耗并最大化系统的电压稳定性; 文献[16]运用列与约束生成算法来处理不确定性和场景分布, 采用 CPLEX 求解器求解分布鲁棒低碳优化调度模型中的优化问题; 文献[17]采用上下层关联建模的方法调用 Gurobi 求解器进行求解配电网储能模型。但单一的智能算法和数学规划方法很难兼顾全局搜索能力和局部的精细求解。

针对上述问题, 本文首先提出自组织映射网络(self-

收稿日期: 2025-01-20

基金项目: 国家重点研发计划(2023YFC3009802)

通信作者: 刘 青(1978—), 女, 博士、教授, 主要从事电力系统电磁暂态分析等方面的研究。liuqing623nn@163.com

organizing map, SOM)与基于核的模糊  $C$  均值算法(kernelized fuzzy  $C$ -means, KFCM)结合的 SOM-KFCM 聚类算法处理光伏和负荷的时序波动,克服了传统单一聚类算法的局限性,并基于场景概率加权皮尔逊相关系数的方法得到最终典型源荷场景。在此基础上建立同时计及 DR 和无功补偿措施的有功-无功双层协同优化模型,上层提出一种性能更好的多策略改进鲸鱼优化算法(multi-strategy improved whale optimization algorithm, MSIWOA),下层模型采用 MOSEK 求解器求解,从而形成全局探索-局部修正的双层耦合机制。最后,经改进 IEEE 33 节点算例验证该方法和模型的有效性。

## 1 源荷典型场景生成方法

全年光伏及负荷数据具有显著的间歇性和复杂性,直接采用全量数据进行系统建模计算量巨大且难以捕捉系统的关键运行特征。对此,本文提出一种聚类效果和性能较优的 SOM-KFCM 聚类算法,并结合每种场景概率对皮尔逊相关系数进行加权,确保了选出的典型场景能有效反映负荷和光伏发电的变化特征,为后续的系统分析和优化提供更加精准的数据基础。

### 1.1 SOM-KFCM 算法

SOM 算法可模拟人脑处理信号的特点,进行竞争式学习<sup>[18]</sup>。KFCM 可在高维空间中对复杂数据进行有效聚类,由式(1)对输入样本进行映射,将输入数据点  $x \in R^p$  通过映射转换到高维空间中的特征向量  $Z \in R^q$ ,从而在映射后的高维特征空间中实现聚类。

$$\theta: R^p \rightarrow R^q, \theta(x) = Z, q > p \quad (1)$$

本文针对传统算法对初始聚类中心敏感且需人为预设聚类数量的局限性,提出一种 SOM-KFCM 聚类算法。首先采用 SOM 算法进行数据降维,保留数据结构的同时降低了后续计算的复杂度。在 SOM 初步聚类的基础上,利用  $K$ -均值对数据进行更精细的划分,并提取出较为准确的初始聚类中心,由簇内误差平方和(sum of the squared errors, SSE)和轮廓系数确定最优聚类数量,提高聚类的稳定性和客观性。最后经 KFCM 利用核方法和模糊隶属度实现高精度的模糊聚类。

### 1.2 SOM-KFCM 算法流程

- 1) 筛选并提取全年光荷数据,将数据标幺化。
- 2) 设定 SOM 网络维度  $q \times n$ ,并初始化每个神经元的权重向量  $W_j, j = 1, 2, \dots, q \times n$ 。
- 3) 计算每个输入样本  $x_i$  与所有神经元权重的欧式距离,选取距离最小的神经元作为获胜神经元  $W_{j^*}$ 。
- 4) 以获胜神经元为拓扑中心,基于预设邻域半径初始化网络结构,随迭代进程动态收缩邻域半径并自适应调整神经元连接权重,根据式(2)更新优胜神经元及其邻域神经元的权重。

$$W_j(t+1) = W_j(t) + \alpha(t) \cdot h_{j,j^*}(t) \cdot (x_i - W_j(t)) \quad (2)$$

式中:  $\alpha(t)$ ——学习率,本文取 0.3;  $h_{j,j^*}(t)$ ——邻域高斯函数。

5) 利用  $K$ -均值提供初始聚类中心,由 SSE 和轮廓系数确定最优聚类数量。

6) 用 KFCM 进行进一步聚类,选择合适的核函数,将输入数据映射到高维特征空间。本文选用高斯核函数,计算公式为:

$$K(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\psi^2}\right) \quad (3)$$

式中:  $\psi$ ——核参数,控制核函数的分布形状,本文取 8。

7) 初始化隶属度矩阵,在每一轮迭代中,根据隶属度矩阵和核函数,分别按式(4)和式(5)更新每个聚类中心  $c_k$  和隶属度矩阵  $U_{ik}$ 。

$$c_k = \frac{\sum_{i=1}^N U_{ik}^m K(x_i, c_k)}{\sum_{i=1}^N U_{ik}^m} \quad (4)$$

$$U_{ik} = \frac{1}{\sum_{k=1}^K \left( \frac{K(x_i, x_i) + K(c_j, c_j) - 2K(x_i, c_j)}{K(x_i, x_i) + K(c_k, c_k) - 2K(x_i, c_k)} \right)^{\frac{1}{m-1}}} \quad (5)$$

式中:  $K$ ——聚类数量;  $m$ ——模糊指数,控制隶属度的模糊程度,本文取 1.5。

8) 迭代更新隶属度矩阵与聚类中心,当两次收敛精度变化小于  $10^{-5}$  或达到预设迭代次数 100 时停止。

### 1.3 典型场景生成

计算每个光伏场景和负荷场景之间的 Pearson 相关系数,对于每对光伏场景和负荷场景,相关系数  $\rho_{ij}$  为:

$$\rho_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^{24} (p_{i,k} - \bar{p}_i)(l_{j,k} - \bar{l}_j)}{\sqrt{\sum_{k=1}^{24} (p_{i,k} - \bar{p}_i)^2} \sqrt{\sum_{k=1}^{24} (l_{j,k} - \bar{l}_j)^2}} \quad (6)$$

式中:  $p_{i,k}, \bar{p}_i$ ——第  $i$  个光伏场景在第  $k$  小时的功率和该场景的平均功率, kW;  $l_{j,k}, \bar{l}_j$ ——第  $j$  个负荷场景在第  $k$  小时的功率和该场景平均功率, kW。

结合光伏和负荷场景的概率,对相关系数进行加权。加权相关值  $W_{ij}$  的计算公式为:

$$W_{ij} = \rho_{ij} \cdot p_{i,pv} \cdot p_{j,load} \quad (7)$$

式中:  $p_{i,pv}, p_{j,load}$ ——第  $i$  个光伏场景和第  $j$  个负荷场景的概率。

## 2 考虑需求响应的双层优化模型

### 2.1 双层模型

本文提出的双层规划模型表述如下:上层模型确定一组候选光伏位置及其安装容量,并将方案传递给下层,下层模

型基于传递的光伏选址定容方案通过考虑价格型需求响应并投入电容器组 (capacitor bank, CB) 和静止无功补偿器 (static var compensator, SVC) 进行有功-无功协同优化, 对每个典型场景的日运行成本进行寻优, 评估该方案的适应度值获得最优的运行成本, 然后返回上层模型, 作为上层目标函数年综合成本的一部分并计算上层目标函数, 使得上层在下一轮优化时能充分考虑系统运行成本波动对经济性的影响, 两层之间循环迭代进行求解。提出的模型结构如图 1 所示。

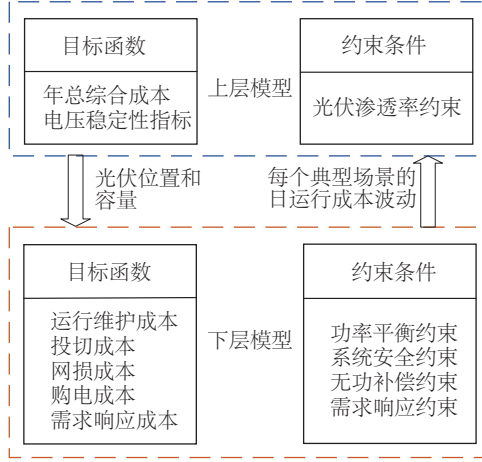


图 1 双层规划模型

Fig. 1 Bi-level programming model

价格型需求响应是指由于价格机制, 用户随着电价变化改变原有的用电行为和方式, 用电价弹性矩阵表示各时段用电量对价格的灵敏度, 假设每天分为  $N$  个时段, 其表达式为:

$$E = \begin{bmatrix} e_{11} & e_{12} & \cdots & e_{1N} \\ e_{21} & e_{22} & \ddots & e_{2N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ e_{N1} & e_{N2} & \ddots & e_{NN} \end{bmatrix} \quad (8)$$

价格弹性系数可表示为:

$$e_{ij} = \frac{\Delta L_i / L_i}{\Delta P_j / P_j} \quad (9)$$

式中:  $L_i$ 、 $\Delta L_i$ —— $i$  时段的用电量及其变化值,  $\text{kW} \cdot \text{h}$ ;  $P_j$ 、 $\Delta P_j$ —— $j$  时段的电价及其变化值, 元/( $\text{kW} \cdot \text{h}$ )。若  $i = j$ , 则为自弹性系数, 反之则为互弹性系数。

一般将电价分为峰平谷 3 种分时电价, 峰平谷时段自弹性和互弹性系数计算方式如式 (10) 和式 (11) 所示。

$$e_{ii} = \frac{-ap_i}{-ap_j + b} \quad (10)$$

$$e_{ij} = \frac{ap_j}{-ap_j + b} \quad (11)$$

式中:  $a$ 、 $b$ ——峰谷平时段电量电价曲线参数。

则电价变化引起用户可转移用电量为:

$$\Delta L_i = \sum_{j=1}^N e_{ij} \cdot \frac{\Delta P_j}{P_j} \cdot L_i \quad (12)$$

DR 后的用户负荷用电量  $L_{\text{DR}}$  为:

$$L_{\text{DR}} = L_i + \sum_{j=1}^N e_{ij} \cdot \frac{\Delta P_j}{P_j} \cdot L_i \quad (13)$$

## 2.2 上层模型

### 2.2.1 上层模型目标函数

上层模型为多目标优化模型, 以提高配电网的经济性和稳定性。经济性目标为年总综合成本最小。将无功补偿设备的投切转为经济成本作为无功出力软约束。稳定性目标以电压稳定指标 (voltage stability index, VSI) 作为优化目标。

#### 1) 年总综合成本最小

年总综合成本包括光伏的投资费用  $C_{\text{in}}$  和总运行费用  $C_{\text{op}}$ 。运行费用包括光伏和无功补偿装置的运行维护费用  $C_{\text{ma}}$ 、网损费用  $C_{\text{loss}}$ 、购电费用  $C_{\text{buy}}$  和实行 DR 补偿费用  $C_{\text{ldr}}$ 。

$$F_{\text{up1}} = C_{\text{in}} + C_{\text{op}} \quad (14)$$

$$C_{\text{in}} = \sigma \sum_{i=1}^{N_{\text{pv}}} c_{\text{in}}^{\text{pv}} P_{\text{pv},i} \quad (15)$$

$$C_{\text{op}} = C_{\text{ma}} + C_{\text{loss}} + C_{\text{buy}} + C_{\text{ldr}} \quad (16)$$

$$\sigma = \left[ \frac{r_0 (1 + r_0)^l}{(1 + r_0)^l - 1} \right] \quad (17)$$

$$u_{i,d}^{\text{cb}} = \begin{cases} 0, & |n_{i,d}^{\text{cb}} - n_{i,d-1}^{\text{cb}}| = 0 \\ 1, & |n_{i,d}^{\text{cb}} - n_{i,d-1}^{\text{cb}}| \neq 0 \end{cases} \quad (18)$$

$$\begin{cases} C_{\text{ma}} = \sum_{s=1}^{N_s} \sum_{t=1}^{24} t_s \left( \sum_{i=1}^{N_{\text{pv}}} c_{\text{op}}^{\text{pv}} P_{\text{pv},s,t,i} + \sum_{i=1}^{N_{\text{cb}}} c_{\text{op}}^{\text{cb}} u_{i,d}^{\text{cb}} \right) \\ C_{\text{loss}} = \sum_{s=1}^{N_s} \sum_{t=1}^{24} t_s c_{\text{loss}} P_{\text{loss},s,t} \\ C_{\text{buy}} = \sum_{s=1}^{N_s} \sum_{t=1}^{24} t_s c_{\text{buy},s,t} P_{\text{buy},s,t} \\ C_{\text{ldr}} = \sum_{s=1}^{N_s} \sum_{t=1}^{24} \sum_{j=1}^{N_l} t_s C_{\text{ldr},s,t,j} \end{cases} \quad (19)$$

式中:  $\sigma$ ——等年值折算系数, 与贴现率  $r_0$  和设备使用寿命  $l$  有关;  $N_{\text{pv}}$ 、 $N_{\text{cb}}$ ——安装的分式光伏数量和 CB 数量;  $c_{\text{in}}^{\text{pv}}$ ——单位容量光伏的投资成本, 元;  $P_{\text{pv},i}$ ——第  $i$  个光伏的额定功率,  $\text{kW}$ ;  $c_{\text{op}}^{\text{pv}}$ 、 $c_{\text{op}}^{\text{cb}}$ ——光伏单位容量运行成本和 CB 的单个动作成本, 元;  $u_{i,d}^{\text{cb}}$ ——0~1 二元辅助变量, 表示电容器组的投切;  $t_s$ ——场景  $s$  的运行天数, 为便于计算年成本, 本文每种场景取 91 d;  $N_s$ 、 $N_l$ ——典型场景数量和实施 DR 的节点;  $c_{\text{buy},s,t}$ ——系统购电价格, 元/( $\text{kW} \cdot \text{h}$ );  $c_{\text{loss}}$ 、 $c_{\text{ldr}}$ ——单位功率网络损耗转换成本和单位功率可转移负荷补偿成本, 元;  $P_{\text{loss},s,t}$ 、 $P_{\text{buy},s,t}$ 、 $P_{\text{ldr},s,t,j}$ ——场景  $s$  中  $t$  时刻网络损耗、从上级电网购买的总有功率和节点  $j$  处的可转移负荷量,  $\text{kW}$ 。

#### 2) 电压稳定性指标

电压崩溃是导致大规模停电的重要因素, 通过优化 VSI 可有效防止系统运行接近电压失稳区域, 降低电压崩溃风险<sup>[19]</sup>, 如式 (20) 所示。

$$F_{\text{vsi}} = U_{i,s,t}^4 - 4(P_{j,s,t}^l r_{ij} + Q_{j,s,t}^l x_{ij}) U_{i,s,t}^2 - 4(P_{j,s,t}^l x_{ij} - Q_{j,s,t}^l r_{ij})^2 \quad (20)$$

式中:  $U_{j,s,t}$ ——节点  $j$  在  $s$  场景下  $t$  时刻的电压,  $\text{kV}$ ;  $P_{j,s,t}^l$ 、



$Q_{j,s,t}^l$ —— $s$  场景中  $t$  时刻节点  $j$  处的有功负荷(kW)和无功负荷(kvar);  $r_{ij}, x_{ij}$ ——线路上的电阻和电抗,  $\Omega$ 。

在运行过程中,需最大化具有最低 VSI 值的节点,以提高整个网络的电压水平。因此,为最大化 VSI,目标函数为:

$$F_{\text{up2}} = \max(F_{\text{vsi}}) = \min\left(\frac{1}{F_{\text{vsi}}}\right) \quad (21)$$

## 2.2.2 上层模型约束条件

分布式光伏安装总容量约束为:

$$\sum_{i=1}^{N_{\text{pv}}} P_{\text{pv},s,t,i} \leq \tau P_z \quad (22)$$

式中:  $P_z$ ——系统的总有功负荷, kW;  $\tau$ ——光伏在系统中的最大渗透率。

## 2.3 下层模型

### 2.3.1 下层模型目标函数

在上层确定配置方案后,将配置容量及位置作为参数传递到下层,下层根据上层确定的光伏容量和位置,对于每个典型场景,最小化其日运行成本  $C_{\text{op24}}$ ,并将最优解返回上层作为年总成本的一部分。全局层面进行长期经济规划时,兼顾局部的运行成本优化。

$$F_{\text{low}} = \min C_{\text{op24}} \quad (23)$$

$$C_{\text{op24}} = C_{\text{op}}/t_s \quad (24)$$

### 2.3.2 下层模型约束条件

#### 1) 潮流约束

本文采用 dist-flow 模型<sup>[20]</sup>计算潮流,约束为:

$$\begin{cases} \sum_{ij \in Z_l} (P_{ij,s,t} - I_{ij,s,t}^2 r_{ij}) + P_{j,s,t} = \sum_{jk \in Z_l} P_{jk,s,t} + P_{j,s,t}^l \\ \sum_{ij \in Z_l} (Q_{ij,s,t} - I_{ij,s,t}^2 x_{ij}) + Q_{j,s,t} = \sum_{jk \in Z_l} Q_{jk,s,t} + Q_{j,s,t}^l \end{cases} \quad (25)$$

$$P_{j,s,t} = P_{j,s,t}^g + P_{j,s,t}^{\text{pv}} \quad (26)$$

$$Q_{j,s,t} = Q_{j,s,t}^g + Q_{j,s,t}^{\text{pv}} + Q_{j,s,t}^{\text{sbc}} + Q_{j,s,t}^{\text{cb}} \quad (27)$$

$$U_{i,s,t}^2 - U_{j,s,t}^2 = 2(P_{ij,s,t} r_{ij} + Q_{ij,s,t} x_{ij}) - (r_{ij}^2 + x_{ij}^2) I_{ij,s,t}^2 \quad (28)$$

$$P_{ij,s,t}^2 + Q_{ij,s,t}^2 = U_{i,s,t}^2 I_{ij,s,t}^2, \forall ij \in Z_l \quad (29)$$

式中:  $Z_l$ ——网络支路集合;  $P_{j,s,t}, Q_{j,s,t}$ ——节点  $j$  在  $s$  场景  $t$  时刻注入的有功功率(kW)和无功功率(kvar);  $I_{ij,s,t}$ ——线路两端电流, A;  $P_{ij,s,t}, Q_{ij,s,t}$ —— $s$  场景  $t$  时刻线路有功功率(kW)和无功功率(kvar);  $P_{j,s,t}^g, Q_{j,s,t}^g$ ——发电机注入电网的有功功率(kW)和无功功率(kvar);  $Q_{j,s,t}^{\text{sbc}}, Q_{j,s,t}^{\text{cb}}$ ——SVC 和 CB 的无功补偿容量, kvar;  $jk$ ——与  $ij$  支路相连的支路。

#### 2) 系统安全运行约束

$$\begin{cases} (U_{i,s,t}^{\min})^2 \leq U_{i,s,t}^2 \leq (U_{i,s,t}^{\max})^2 \\ (I_{ij,s,t}^{\min})^2 \leq I_{ij,s,t}^2 \leq (I_{ij,s,t}^{\max})^2 \end{cases} \quad (30)$$

式中:  $U_{i,s,t}^{\min}, U_{i,s,t}^{\max}$ ——最小和最大节点电压值, kV;  $I_{ij,s,t}^{\min}, I_{ij,s,t}^{\max}$ ——支路电流的下限和上限, A。

#### 3) DR 约束

$$0 \leq P_{\text{ldr},s,j} \leq P_{\text{ldr},s,j}^{\max} \quad (31)$$

式中:  $P_{\text{ldr},s,j}$ ——场景  $s$  中节点  $j$  的可转移负荷量, kW;  $P_{\text{ldr},s,j}^{\max}$ ——最大可转移负荷, kW。

#### 4) SVC 容量约束

$$\begin{cases} Q_{j,s,t}^{\text{sbc},\min} \leq Q_{j,s,t}^{\text{sbc}} \leq Q_{j,s,t}^{\text{sbc},\max} \\ \forall j \in \phi_{\text{sbc}} \end{cases} \quad (32)$$

式中:  $Q_{j,s,t}^{\text{sbc},\min}, Q_{j,s,t}^{\text{sbc},\max}$ ——SVC 出力的最大和最小值, kvar;

$\phi_{\text{sbc}}$ ——SVC 的接入节点集合。

#### 5) CB 约束

$$\begin{cases} Q_{j,s,t}^{\text{cb}} = n_{j,s,t}^{\text{cb}} \times Q_j^{\text{cb},\text{unit}} \\ n_{j,s,t}^{\text{cb}} \leq N_j^{\text{cb},\max} \\ \forall j \in \phi_{\text{cb}} \end{cases} \quad (33)$$

式中:  $n_{j,s,t}^{\text{cb}}$ ——节点  $j$  的 CB 在  $t$  时刻的投切组数量;  $Q_j^{\text{cb},\text{unit}}$ ——

CB 的单组容量, kvar;  $N_j^{\text{cb},\max}$ ——每个 CB 的最大补偿组数;

$\phi_{\text{cb}}$ ——CB 的接入节点集合。

## 3 双层优化求解算法

本文提出的双层优化模型含有众多离散和连续特征的决策变量且相互耦合。仅使用启发式算法难以保证寻优效率,仅使用数学规划方法面对复杂约束和混合整数变量性能受到限制且易陷入局部最优。对此,本文上层采用改进鲸鱼算法负责全局最优解空间的探索,下层则通过 MOSEK 求解器进行精细求解,在保证求解效率和可行性的基础上进一步提升精度和计算稳定性。

### 3.1 多策略改进的鲸鱼优化算法

鲸鱼算法位置更新依赖于当前和参考位置信息,但初始随机化和个体适应度差异可能导致早熟收敛和优化性能下降,因此本文对其进行了改进。

#### 3.1.1 改进 Circle 混沌映射

Circle 映射作为混沌映射的代表具有较好的稳定性,然而,其混沌值分布仍存在不均匀性,因此对 Circle 映射的公式进行适当调整,进一步改善种群初始化的质量。改进后 Circle 混沌映射表达式为:

$$x_{n+1} = \text{mod}(3.85x_n + 0.4 - \frac{0.5}{3.85\pi} \sin(3.85\pi x_n), 1) \quad (34)$$

映射参数通常在 3.57~4.00 时处于完全混沌状态,经参数调整本文取 3.85,可提高混沌序列的随机性和均匀分布特性。其次,利用该混沌序列  $Z_{k_j}$  生成对应的初始种群  $x_{ij}$ ,如式(35)所示。

$$x_{ij} = x_{\min,j} + Z_{k_j}(x_{\max,j} - x_{\min,j}) \quad (35)$$

然后,按式(36)生成反向种群  $x_{ij}^*$

$$x_{ij}^* = x_{\min,j} + x_{\max,j} - x_{ij} \quad (36)$$

#### 3.1.2 非线性收敛因子

鲸鱼优化算法中线性递减收敛因子  $z$  可能限制其逃逸局部最优的能力,因此提出一种非线性收敛因子,如式(37)所示。

$$z = 2 \cdot e^{-\left(\tan\left(1.2 \cdot \frac{t_i}{T_{\max}}\right)\right)^2} \quad (37)$$

式中:  $t_i$ ——当前迭代次数;  $T_{\max}$ ——最大迭代次数。

参数  $z$  在迭代初期值较大且衰减缓慢,从而降低陷入局部极小值的概率;算法迭代后期,参数值快速衰减,增强局部寻优能力。

### 3.1.3 动态惯性权重

在算法螺旋更新位置的捕猎过程中,不同目标对种群位置更新的影响存在明显差异,因此本文提出一种动态惯性权重策略,如式(38)所示。

$$w(t) = \left[ w_{\max} \cdot \left( 1 - \sin\left(\frac{\pi t_i}{2T_{\max}}\right) \right) + w_{\min} \cdot \sin\left(\frac{\pi t_i}{2T_{\max}}\right) \right] \quad (38)$$

式中:  $w_{\max}$ 、 $w_{\min}$ ——权重变化的最大和最小值。

算法迭代初期,权重参数  $w$  取较大值,随着迭代的进行,参数逐步减小,有利于在最优解邻域进行精细化搜索。

### 3.1.4 融合模拟退火算法及自适应变异扰动

为增强鲸鱼优化算法跳出局部最优解的能力,本文引入模拟退火算法,利用其接受劣质解的特性来提高种群多样性。然而,随着迭代进行,种群趋向于聚集在当前最优解,导致多样性下降,进而可能引发早熟收敛。为此,提出一种自适应变异扰动策略,通过动态调整个体状态,有效抑制早熟收敛,公式为:

$$X_{b,\text{new}}^i = \frac{t_i}{T_{\max}} X_{b,\text{gaussian}}^i + \left( 1 - \frac{t_i}{T_{\max}} \right) X_{b,\text{cauchy}}^i \quad (39)$$

式中:  $X_{b,\text{new}}^i$ ——扰动产生的新解;  $X_{b,\text{gaussian}}^i$ 、 $X_{b,\text{cauchy}}^i$ ——高斯变异和柯西变异。

## 3.2 二阶锥模型转化

二阶锥规划在配电网优化问题中具有较高的适用性,可将非线性的潮流约束通过二阶锥松弛技术转化为线性约束,尤其适用于径向配电网和高可再生能源渗透场景。然而,在环状配电网、高负荷低电压工况中,二阶锥松弛可能导致无效解或松弛度过大,使解的物理可行性下降。对于本文潮流约束模型,将复杂的非凸优化问题转化为易于求解的二阶锥模型,可降低原问题的计算复杂度。具体二阶锥模型转化步骤见附录 A。

双层混合优化算法整体流程如图 2 所示。

## 4 算例分析

为验证本文考虑需求响应的配电网双层优化模型和优化算法的有效性,以改进 IEEE 33 节点系统为例,基于 MatlabR2021b 的运行环境进行编程仿真。系统具体参数见文献[21]。分布式光伏的参数、系统其他参数和分时电价见附录 B。光伏最大渗透率设置为 60%。SVC 分别接在 15、31 节点,补偿容量范围为  $[-100, 400]$  kvar, CB 安装在 6、30 节点,

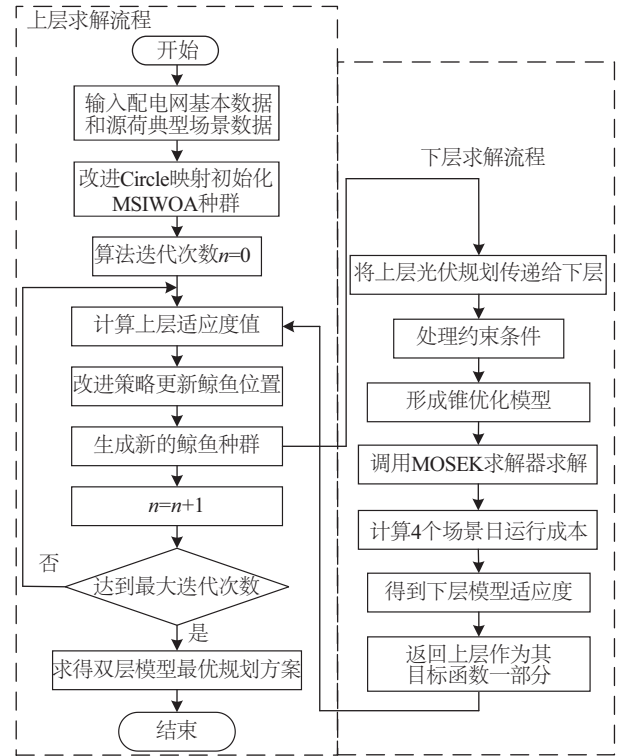


图2 双层优化算法求解流程

Fig. 2 Bi-level optimization algorithm solving process

单个节点可安装组数为 6 组,每组 100 kvar。CB 投切成本参照文献[22]。设置改进鲸鱼算法种群为 50,最大迭代次数 200 次,融合模拟退火算法温度为 100,惯性权重最大、最小值分别为 0.9 和 0.6。上层目标函数权值相等并进行 max-min 归一化和无量纲化。用户实行 DR 比例为 40%,根据电量电价关系曲线参数<sup>[23]</sup>计算得到电价弹性矩阵见表 1。

表1 需求价格弹性矩阵

Table 1 Price elasticity matrix of demand

| 时段 | 峰      | 平      | 谷      |
|----|--------|--------|--------|
| 峰  | -0.101 | 0.057  | 0.029  |
| 平  | 0.105  | -0.059 | 0.030  |
| 谷  | 0.106  | 0.059  | -0.030 |

### 4.1 源荷典型场景分析

#### 4.1.1 典型场景选取

以光伏和负荷的全年历史曲线为基础数据进行聚类分析与场景划分,数据采样时间间隔为每小时一次,单日出力曲线包含 24 个采样点。经本文 SOM-KFCM 聚类算法得到的源荷场景见图 3 和图 4。

将光伏与负荷的场景概率加权皮尔逊相关系数的结果定义为选取指标,选取指标较高的 4 种典型场景组合,用于后续算例数据输入,结果见表 2。

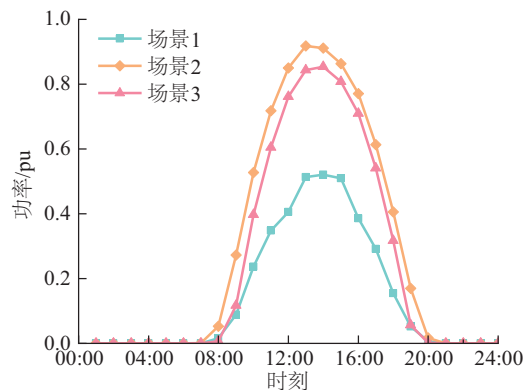


图3 光伏出力典型场景

Fig. 3 Typical scenario of photovoltaic power output

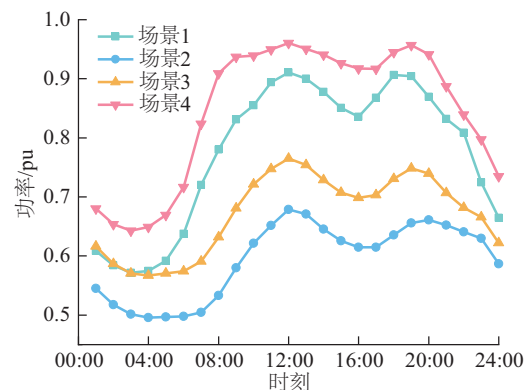


图4 负荷典型场景

Fig. 4 Typical scenarios of load

表2 典型场景聚类结果

Table 2 Clustering results of typical scenes

| 典型场景 | 场景组合    | 指标     |
|------|---------|--------|
| 1    | 光伏2/负荷1 | 0.0095 |
| 2    | 光伏2/负荷4 | 0.0082 |
| 3    | 光伏3/负荷1 | 0.0073 |
| 4    | 光伏1/负荷4 | 0.0059 |

4.1.2 聚类效果评估

分别运用  $K$ -均值聚类、FCM 聚类和 SOM-KFCM 聚类进行典型场景聚类,并采用常用的聚类有效性评价指标对三者的聚类效果进行评估比较,包括 CH 指标(Calinski-Harabasz index, CHI)、DB 指标(Davies-Bouldin index, DBI)。CHI 综合考虑了簇间分离度和簇内紧凑性的权衡,其值越大,表示聚类划分的结构性越明显,聚类结果越理想。DBI 主要用于评价聚类结果的紧密性和分离度,其数值越小,表示簇内数据点的距离更小,而不同簇之间的距离更大。

由表3可知,本文所提聚类方法在3种评价指标上的表现均更优异,能更有效地将不同簇进行分离,从而形成边界清晰、内部紧密的聚类结构。表明本文所提聚类方法能充分反映全年数据的主要变化特性和分布规律,为处理不确定性系统的调度规划问题和系统优化配置及决策提供支持。

表3 不同聚类方法效果对比

Table 3 Comparison of different clustering methods

| 方法       | CHI    | DBI  |
|----------|--------|------|
| $K$ -均值  | 441.19 | 0.83 |
| FCM      | 430.44 | 0.86 |
| SOM-KFCM | 470.64 | 0.81 |

4.2 计及需求响应的含无功补偿措施优化规划

4.2.1 不同优化规划方案分析

为验证本文策略的优势,设置3个方案从配电网经济效益和运行稳定两个方面进行对比分析。

方案1:配电网中只考虑分布式光伏规划。

方案2:在方案1基础上考虑需求响应。

方案3:本文有功-无功协同优化策略。

3种方案优化目标结果见表4,其中最小电压稳定指标即为上层目标函数中电压稳定性指标的最小值,最小电压稳定指标越大,则系统整体电压水平越高。3种方案有不同的光伏配置,方案1仅在分布式光伏安装的基础上运行,对电网运行的支撑能力有限。相比之下,方案2在方案1的基础上引入了DR,总成本即年总综合成本略有上升,但最小电压稳定指标提升至0.767,说明DR有效提高了系统电压质量。方案3进一步引入了无功补偿策略,总成本下降至393.84万元,且最小电压稳定性指标相比第1种方案提升12.63%。由此可见,本文提出的策略通过优化有功功率分布和无功功率分布能在提升电网电压稳定性的同时,有效控制系统成本,是实现经济性与稳定性双重目标的最优方案。

表4 3种方案运行结果

Table 4 Operation results of three schemes

| 方案 | 光伏容量/kW                                                 | 总成本/万元 | 最小电压稳定指标/pu |
|----|---------------------------------------------------------|--------|-------------|
| 1  | 575 <sup>25</sup> ,532 <sup>11</sup> ,608 <sup>29</sup> | 394.79 | 0.744       |
| 2  | 613 <sup>29</sup> ,586 <sup>13</sup> ,513 <sup>24</sup> | 403.49 | 0.767       |
| 3  | 606 <sup>31</sup> ,551 <sup>25</sup> ,537 <sup>13</sup> | 393.84 | 0.838       |

详细成本构成如图5所示,方案1为基准方案,其各项成本较高,方案2增加了DR成本,但通过削峰填谷有效降低了购电费用和网损费用,方案3由于无功补偿措施的投入增加了运行成本,但与基准方案相比,DR与无功补偿协同优化策略使购电成本和网损成本分别降低11.3万元和4.4万元。

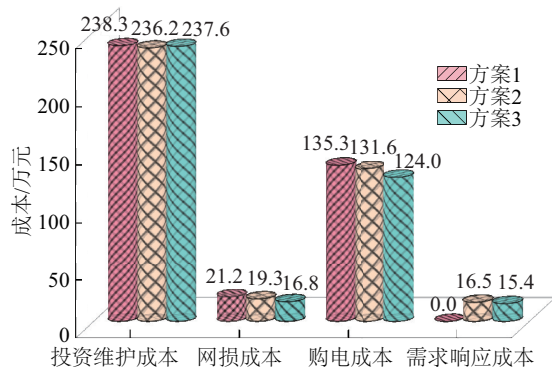


图5 详细成本构成

Fig. 5 Cost components of three options

图6显示了其中一个典型场景下3种方案的24 h有功功率损耗。在仅有光伏接入的基础方案中,白天光伏发电部分满足了负荷需求,然而在晚高峰期,由于光伏出力下降,单纯依赖光伏接入难以缓解高负荷时段的功率损耗。相比之下,方案2引入DR策略后,通过调节负荷分布,转移了高峰期的负荷需求,从而在各时段均显著降低了网络损耗,方案3进一步补偿无功功率后,系统在全天各时段的网络损耗均得到进一步减小。

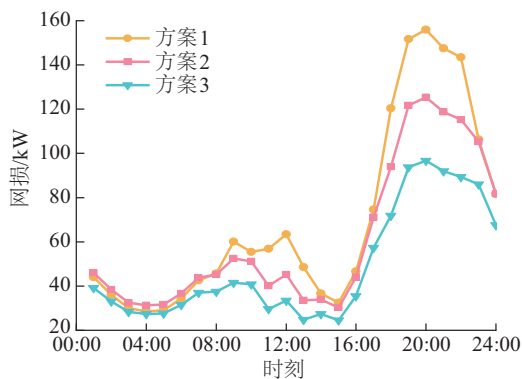


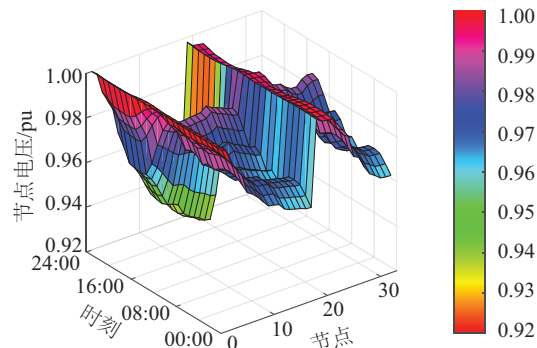
图6 不同方案下24 h网损

Fig. 6 24-hour power loss of different schemes

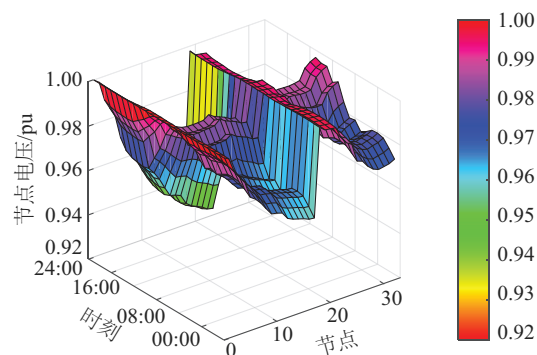
3种方案的节点电压分布如图7所示。方案1只考虑分布式光伏的安装,结果显示电压在母线和时间轴上存在显著波动,尤其在负荷较大时段,电压出现明显下跌。方案2通过动态调节负荷需求,电压分布得到了改善,最低电压维持在0.93 pu以上,这表明DR在一定程度上能缓解电压波动。在方案3中,电压最低值约为0.96 pu,系统电压分布更加均衡,电压整体较高,波动幅度缩小,显著提升了电压质量。

#### 4.2.2 需求响应结果

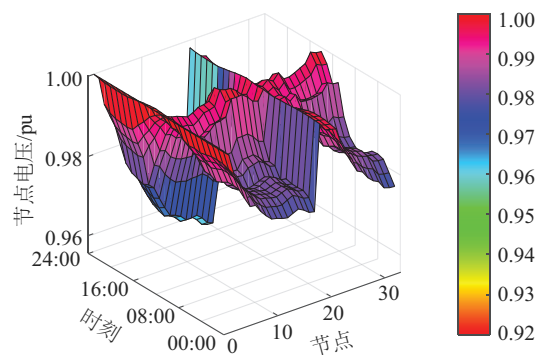
实施DR前后系统负荷功率变化情况如图8所示。由图8可知实施DR前负荷峰谷差为1259 kW,DR后峰谷差为977 kW,需求响应前后高峰负荷最大值降低84 kW,负荷最小值提升198 kW。说明引入DR后,通过分时电价引导,将一



a. 方案1



b. 方案2



c. 方案3

图7 3种方案的节点电压分布

Fig. 7 Node voltage distribution of three schemes

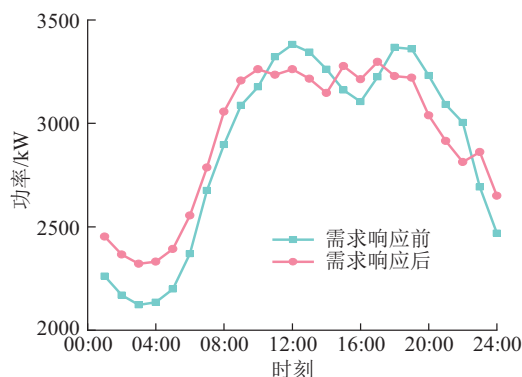


图8 实施需求响应前后负荷曲线

Fig. 8 Load curve before and after implementation of demand response



部分负荷从高峰时段转移到其他时段,使负荷曲线更加平稳,实现了“削峰填谷”从而减轻了配电网在高峰时段的压力,提升了配电网运行灵活性。

### 4.3 不同模型和算法的比较

为验证本文双层全局寻优和局部精细求解模型的合理性,将模型转为单层模型进行求解,即采用 MOSEK 求解器直接进行统一多目标求解。

根据表 5 的对比结果可知,双层模型在运行时间上较单层模型略有增加,但实现了更优的系统优化效果。这种差异源于两种模型在优化机制上的区别。单层模型采用传统优化策略,虽然能在较短时间内完成收敛,但其快速收敛以牺牲解的质量为代价,陷入局部最优解。原因在于单层模型需同时处理多目标优化问题,且在应对复杂非线性约束时,传统求解器难以协调不同维度的优化需求,最终影响解的收敛性和精度。相较而言,双层模型通过引入 MSIWOA 构建分层优化架构,上层进行全局搜索,通过多次迭代来探索解空间的全局最优区域,并在下层进行精细优化,形成双向交互的优化机制,获得了更优的解。

表 5 不同模型求解对比

Table 5 Comparison of different models

| 模型   | 弃光率/% | 总成本/<br>万元 | 最小电压<br>稳定指标/pu | 运行<br>时间/s |
|------|-------|------------|-----------------|------------|
| 双层模型 | 25.8  | 393.84     | 0.838           | 228        |
| 单层模型 | 29.6  | 396.71     | 0.821           | 209        |

为验证本文改进鲸鱼算法的全局寻优性能,将本文上层模型算法(MSIWOA)分别同标准鲸鱼优化算法(whale optimization algorithm, WOA)和 2022 年提出的新型元启发算法蜣螂优化算法(dung beetle optimizer, DBO)<sup>[24]</sup>进行比较,3 种算法种群均设置为 50,最大迭代次数设置为 200,结果对比见表 6。

表 6 不同算法结果对比

Table 6 Comparison of results of different algorithms

| 上层模型算法 | 总成本/万元 | 迭代时间/s | 迭代次数 |
|--------|--------|--------|------|
| MSIWOA | 393.84 | 228    | 65   |
| WOA    | 395.95 | 242    | 78   |
| DBO    | 395.28 | 257    | 82   |

可知 MSIWOA 在优化性能和计算效率方面表现出显著的优越性。MSIWOA 通过引入惯性权重优化全局探索与局部开发的平衡,结合改进 Circle 映射生成均匀初始种群以提升前期搜索效率,并采用非线性收敛因子等策略动态调整搜索范围,保证精度基础上显著降低了收敛所需的迭代次数和迭代时间。相比之下,基础 WOA 因缺乏动态平衡机制,需通

过更多迭代次数补偿局部搜索能力的不足,导致总时间次优。DBO 算法优化性能比 WOA 较好,但因模拟蜣螂滚球与舞蹈等复杂行为,收敛机制效率不足,延长了总计算时间。

## 5 结 论

本文针对大量源荷数据场景的时序波动性以及高渗透率光伏接入配电网所导致的资源配置效率与系统稳定性问题,提出一种双层优化模型,通过算例分析验证,得出如下结论:

1)本文提出的 SOM-KFCM 聚类算法经对比聚类效果良好,结合概率加权皮尔逊相关系数,得出具有代表特征的典型场景。

2)本文结合需求响应的削峰填谷以及无功补偿装置优化系统有功和无功,相比只有光伏接入配电网,有效控制系统成本,并使最小电压稳定指标提升 12.63%。

3)本文混合双层优化算法及模型能有效的兼顾全局寻优及局部精细求解,相比单层模型弃光率降低 3.8%,最小电压稳定指标提升 0.017 pu。且本文 MSIWOA 具有更高的求解精度和收敛速度。

下一步将研究考虑需求响应和储能结合的配电网规划,构建需求响应与储能协同优化模型,分析其对配电网的影响与优化,以进一步提升配电网可靠性。

### [参考文献]

- [1] 廖一丁,夏向阳,刘俊翔,等.电网不对称故障下光伏并网逆变器的无功支撑控制策略[J].太阳能学报,2024,45(9):326-333.  
LIAO Y D, XIA X Y, LIU J X, et al. Reactive power support control strategy for PV grid-connected inverters under asymmetric grid faults [J]. Acta energiae solaris sinica, 2024, 45(9): 326-333.
- [2] SHENG H T, ZHU Q L, TAO J, et al. Distribution network reconfiguration and photovoltaic optimal allocation considering harmonic interaction between photovoltaic and distribution network[J]. Journal of electrical engineering & technology, 2024, 19(1): 17-30.
- [3] 周群,陈灿玉,青倚帆,等.考虑光伏波动性的配电网线损率阈值评估[J].太阳能学报,2024,45(10):354-362.  
ZHOU Q, CHEN C Y, QING Y F, et al. Threshold evaluation of distribution network line loss rate considering photovoltaic fluctuation [J]. Acta energiae solaris sinica, 2024, 45(10): 354-362.
- [4] 陈茜,白晶,陈小月,等.分布式光伏并网对配电网的影响综述[J].科学技术与工程,2024,24(27):11491-11504.  
CHEN X, BAI J, CHEN X Y, et al. Review of the impact



- of distributed PV grid integration on the power grid [J]. Science technology and engineering, 2024, 24 (27): 11491-11504.
- [5] 白斌, 韩明亮, 林江, 等. 含风电和光伏的可再生能源场景削减方法[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49 (15): 141-149.
- BAI B, HAN M L, LIN J, et al. Scenario reduction method of renewable energy including wind power and photovoltaic [J]. Power system protection and control, 2021, 49(15): 141-149.
- [6] 袁铁江, 郭建华, 杨紫娟, 等. 平抑风电波动的电-氢混合储能容量优化配置[J]. 中国电机工程学报, 2024, 44 (4): 1397-1405.
- YUAN T J, GUO J H, YANG Z J, et al. Optimal allocation of power electric-hydrogen hybrid energy storage of stabilizing wind power fluctuation [J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(4): 1397-1405.
- [7] 王译旋, 杨用春, 高长征. 计及典型日选取与源荷灵活性调节的优化调度研究[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(10): 1-10.
- WANG Y X, YANG Y C, GAO C Z. Optimal scheduling considering typical day selection and source load flexibility adjustment [J]. Power system protection and control, 2024, 52(10): 1-10.
- [8] 潘超, 范宫博, 包钰婷, 等. 需求侧资源参与分布式电源并网的协同调控[J]. 太阳能学报, 2023, 44(4): 306-315.
- PAN C, FAN G B, BAO Y T, et al. Collaborative regulation of distributed power grid connection participated by demand side resource [J]. Acta energiae solaris sinica, 2023, 44(4): 306-315.
- [9] 蒋光梓, 彭杨, 纪昌明, 等. 计及价格型需求响应的水风光互补短期调度[J]. 水力发电学报, 2023, 42(10): 1-12.
- JIANG G Z, PENG Y, JI C M, et al. Hydro-wind-solar power complementary short-term optimal scheduling considering participation of price-based demand response [J]. Journal of hydroelectric engineering, 2023, 42(10): 1-12.
- [10] 王守相, 王瀚樟, 赵倩宇, 等. 面向配电网光伏接纳能力提升的分时电价优化方法[J]. 电力系统自动化, 2023, 47(10): 38-46.
- WANG S X, WANG H Z, ZHAO Q Y, et al. Optimization method of time-of-use electricity price for improving photovoltaic hosting capacity of distribution network [J]. Automation of electric power systems, 2023, 47(10): 38-46.
- [11] 程江洲, 胡敏, 刘闯. 考虑需求响应和用户满意度的主动配电网优化调度[J]. 全球能源互联网, 2024, 7(4): 443-453.
- CHENG J Z, HU M, LIU C. Optimal dispatching of active distribution network considering demand response and customer satisfaction [J]. Journal of global energy interconnection, 2024, 7(4): 443-453.
- [12] 陈倩, 王维庆, 王海云, 等. 含分布式电源的配电网动态无功补偿优化策略研究[J]. 太阳能学报, 2023, 44 (1): 525-535.
- CHEN Q, WANG W Q, WANG H Y, et al. Research on dynamic reactive power compensation optimization strategy of distribution network with distributed generation [J]. Acta energiae solaris sinica, 2023, 44(1): 525-535.
- [13] 何松涛, 邵振国, 郑文迪, 等. 计及SVG动态调压策略的配电网双层不确定性无功规划配置[J]. 电网技术, 2023, 47(12): 5158-5168.
- HE S T, SHAO Z G, ZHENG W D, et al. Bi-level uncertain reactive power planning of distribution network considering SVG dynamic voltage regulation strategy [J]. Power system technology, 2023, 47(12): 5158-5168.
- [14] 肖永江, 于永进, 张桂林. 基于改进乌燕鸥算法的分布式电源优化配置[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50 (3): 148-155.
- XIAO Y J, YU Y J, ZHANG G L. Optimal configuration of distributed power generation based on an improved sooty tern optimization algorithm [J]. Power system protection and control, 2022, 50(3): 148-155.
- [15] KHAN M T, SINGH P, CHAUHAN A, et al. Optimal placement of multiple distributed generators using a novel voltage stability indicator employing arithmetic optimization algorithm [J]. Computers and electrical engineering, 2023, 110: 108853.
- [16] 高万胜, 蔺红. 考虑配电网灵活性不足风险的分布鲁棒低碳优化调度[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52 (16): 49-61.
- GAO W S, LIN H. Distributionally robust low-carbon optimal scheduling considering flexibility deficiency risk in a distribution network [J]. Power system protection and control, 2024, 52(16): 49-61.
- [17] 周燕, 刘卫民, 陈帆, 等. 不同光伏渗透率下考虑需求响应的配电网储能双层规划[J]. 高压电器, 2024, 60 (10): 64-77.
- ZHOU Y, LIU W M, CHEN F, et al. Bi-level planning of energy storage in distribution network considering demand response under different penetration rates of photovoltaic [J]. High voltage apparatus, 2024, 60(10): 64-77.
- [18] 董雪, 赵宏伟, 赵生校, 等. 基于SOM聚类 and 二次分解的BiGRU超短期光伏功率预测[J]. 太阳能学报, 2022, 43(11): 85-93.
- DONG X, ZHAO H W, ZHAO S X, et al. Ultra-short-term forecasting method of photovoltaic power based on SOM clustering, secondary decomposition and BiGRU [J].

- Acta energiae solaris sinica, 2022, 43(11): 85-93.
- [19] FERMINUS RAJ A, GNANA SARAVANAN A. An optimization approach for optimal location & size of DSTATCOM and DG [J]. Applied energy, 2023, 336: 120797.
- [20] HU X, LIU Z W, WEN G H, et al. Voltage control for distribution networks via coordinated regulation of active and reactive power of DGs [J]. IEEE transactions on smart grid, 2020, 11(5): 4017-4031.
- [21] BARAN M E, WU F F. Network reconfiguration in distribution systems for loss reduction and load balancing [J]. IEEE transactions on power delivery, 1989, 4(2): 1401-1407.
- [22] 张蕊, 李铁成, 李晓明, 等. 考虑设备动作损耗的配电网分布式电压无功优化[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(24): 31-40.
- ZHANG R, LI T C, LI X M, et al. Distributed optimization for distribution networks volt/var control considering the operation cost of equipment [J]. Power system protection and control, 2021, 49(24): 31-40.
- [23] 周楠, 樊玮, 刘念, 等. 基于需求响应的光伏微网储能系统多目标容量优化配置[J]. 电网技术, 2016, 40(6): 1711-1718.
- ZHOU N, FAN W, LIU N, et al. Battery storage multi-objective optimization for capacity configuration of PV-based microgrid considering demand response [J]. Power system technology, 2016, 40(6): 1711-1718.
- [24] XUE J K, SHEN B. Dung beetle optimizer: a new meta-heuristic algorithm for global optimization [J]. The journal of supercomputing, 2023, 79(7): 7305-7336.

## BI-LEVEL OPTIMIZATION PLANNING OF DISTRIBUTED PHOTOVOLTAIC DISTRIBUTION NETWORK CONSIDERING DEMAND RESPONSE

Liu Qing, Qiu Zhiwei, Li Zhijie

(School of Electrical and Control Engineering, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China)

**Abstract:** To flexibly address the issues of unreasonable integration of distributed photovoltaic (PV) systems and the temporal fluctuations of PV and loads, while improving voltage quality and operational efficiency in distribution networks, a bi-level planning method is proposed under typical source-load temporal scenarios considering demand response. Firstly, the SOM-KFCM clustering algorithm is introduced. This method combines the topological preservation characteristics of self-organizing maps (SOM) and the nonlinear clustering capability of kernel fuzzy *C*-means (KFCM) to enhance clustering accuracy, and typical scenarios are derived using the probability-weighted Pearson correlation coefficient. Then, by incorporating demand response and reactive power optimization, the active and reactive power of the distribution network are jointly regulated, forming a bi-level planning model. The upper model optimizes the PV planning scheme with the goal of minimizing total annual costs and maximizing voltage stability indices, while the lower model aims to minimize daily operational costs for each scenario. To effectively solve this model, an improved whale optimization algorithm with multiple strategies is adopted to enhance global search capability and escape from local optima, and it is combined with second-order cone programming for solving, achieving a globally optimal and locally coordinated planning solution. Finally, simulation analysis through case studies demonstrates that the proposed model and planning scheme enhance both the economic benefits and stability of the distribution network.

**Keywords:** photovoltaic power; demand response; reactive power; distribution networks; bi-level planning

## 附 录 A

对于本文潮流约束方程式(25)~式(29),通过变量替换重新定义新的优化变量,用新变量  $V_{i,s,t}$  表示各节点电压幅值的平方,用新变量  $L_{ij,s,t}$  表示各支路电流幅值的平方:

$$V_{i,s,t} = U_{i,s,t}^2 \quad (\text{A1})$$

$$L_{ij,s,t} = I_{ij,s,t}^2 = \frac{P_{ij,s,t}^2 + Q_{ij,s,t}^2}{U_{i,s,t}^2} \quad (\text{A2})$$

等效得:

$$\begin{cases} \sum_{ij \in Z_l} (P_{ij,s,t} - L_{ij,s,t} r_{ij}) + P_{j,s,t} = \sum_{jk \in Z_l} P_{jk,s,t} + P_{j,s,t}^l \\ \sum_{ij \in Z_l} (Q_{ij,s,t} - L_{ij,s,t} x_{ij}) + Q_{j,s,t} = \sum_{jk \in Z_l} Q_{jk,s,t} + Q_{j,s,t}^l \end{cases} \quad (\text{A3})$$

$$V_{i,s,t} - V_{j,s,t} = 2(P_{ij,s,t} r_{ij} + Q_{ij,s,t} x_{ij}) - (r_{ij}^2 + x_{ij}^2) L_{ij,s,t} \quad (\text{A4})$$

$$P_{ij,s,t}^2 + Q_{ij,s,t}^2 = V_{i,s,t} L_{ij,s,t}, \quad \forall ij \in Z_l \quad (\text{A5})$$

系统安全约束式(30)转化为:

$$\begin{cases} (U_{i,s,t}^{\min})^2 \leq V_{i,s,t} \leq (U_{i,s,t}^{\max})^2 \\ (I_{ij,s,t}^{\min})^2 \leq L_{ij,s,t} \leq (I_{ij,s,t}^{\max})^2 \end{cases} \quad (\text{A6})$$

式(A2)为二次等式约束,不便处理,进行二阶锥转化。将等于号松弛为大于等于号,可得:

$$L_{ij,s,t} \geq \frac{P_{ij,s,t}^2 + Q_{ij,s,t}^2}{U_{i,s,t}^2} \quad (\text{A7})$$

对式(A7)采用二阶锥进一步松弛等效写成范数形式,得:

$$\left\| \begin{bmatrix} 2P_{ij,s,t} \\ 2Q_{ij,s,t} \\ L_{ij,s,t} - V_{i,s,t} \end{bmatrix} \right\|_2 \leq L_{ij,s,t} + V_{i,s,t} \quad (\text{A8})$$

## 附 录 B

表 B1 分布式光伏相关参数

Table B1 Distributed photovoltaic related parameters

| 参数              | 数值   |
|-----------------|------|
| 投资成本/[元/(kW·h)] | 6500 |
| 维护成本/[元/(kW·h)] | 0.2  |
| 寿命/a            | 20   |
| 贴现率             | 0.08 |

表 B2 系统其他参数

Table B2 Other parameters of system

| 参数                  | 数值  |
|---------------------|-----|
| 需求响应补偿成本/[元/(kW·h)] | 0.2 |
| 节点最大可转移负荷/kW        | 30  |
| 网损成本/[元/(kW·h)]     | 0.4 |
| CB投切成本/(元/次)        | 5   |

表 B3 分时电价

Table B3 Time-of-use electricity prices

| 划分  | 时段                      | 价格/[元/(kW·h)] |
|-----|-------------------------|---------------|
| 峰时段 | 11:00—14:00、18:00—22:00 | 0.92          |
| 平时段 | 07:00—10:00、15:00—17:00 | 0.67          |
| 谷时段 | 23:00—06:00             | 0.43          |