

基于可拓距 K -均值聚类 and 正弦微分进化算法的风储联合系统优化配置

孙惠娟, 方 杜, 彭春华

(华东交通大学 电气与自动化工程学院, 江西 南昌 330013)

摘要:以最大化风储联合投资商的收益和风电就地消纳率为目标,考虑源网荷协同优化和需求响应构建了风储联合系统的多目标优化配置模型;采用可拓距 K -均值聚类算法对分布式风电出力和负荷需求的不确定性进行多场景分析,以实现更为准确而均衡的场景缩减;通过引入多核并行运行环境与正弦函数的思想,提出基于并行多目标正弦微分进化算法对优化配置模型进行高效求解;以IEEE 33节点配电系统为算例进行风储联合系统的优化配置,仿真结果验证了所建模型的有效性和优越性。

关键词:风储联合系统;优化配置;源网荷协同;需求响应;可拓距 K -均值聚类;并行多目标正弦微分进化算法
中图分类号:TM 761; TM 614 **文献标志码:**A **DOI:**10.16081/j.epae.202108001

0 引言

近年来,配电网中的分布式风电得到快速发展。然而,分布式风电机组的输出功率具有较强的波动性和间歇性^[1],限制了配电网对分布式风电的接纳能力^[2]。储能系统具有快速充放电、灵活配置等特性,将储能系统与分布式风电机组相结合构成风储联合系统,可有效平抑风电的波动性,进而提高风电消纳率^[3-4]。鉴于此,若能在配电网的电源规划中实现风储联合系统的优化配置,则可为配电网的风电消纳以及效益提升发挥重要的作用。现有相关研究大多是在分布式风电接入已确定的基础上,进一步通过优化配置储能系统以提高配电网的运行安全性和风电消纳率^[5-6],而鲜有针对风储联合系统优化配置的研究。为此,本文将以最大化风储联合投资商的收益和风电就地消纳率为目标,并考虑源网荷协同优化和需求响应,对风储联合系统的多目标优化配置问题进行研究。

风储联合系统的优化配置需要综合考虑大时间尺度的海量场景进行中长期规划,一般可采用多场景分析方法进行处理。多场景分析方法中的场景压缩通常采用 K -均值聚类算法,如:文献^[7]针对风电出力和负荷的不确定性,采取 K -均值聚类的多场景分析方法进行处理;文献^[8]利用 K -均值聚类算法对

历史风电功率进行聚类,得到不同类别的风电功率。然而,常规 K -均值聚类算法初始聚类中心点的选取具有随机性,往往会导致聚类结果不稳定和聚类精度不高等问题。鉴于可拓距理论中的平均可拓左侧距和右侧距可分别用于衡量样本的密集度和疏远度^[9],若将可拓距引入 K -均值聚类算法的初始聚类中心点选取过程中,则可以有效控制从样本较密集区域中选取各聚类中心点,并使各聚类中心点能尽量分散。为此,本文将可拓距理论与 K -均值聚类算法相结合对风储联合系统的优化配置进行多场景分析。

此外,本文所建风储联合系统优化配置模型考虑了源网荷协同优化和需求响应,具有多目标、高维度、非线性等复杂特点,利用常规优化算法进行求解时较易出现寻优速度慢和进化早熟的现象,为此提出了新型并行多目标正弦微分进化PMOSDE(Parallel Multi-Objective Sine Differential Evolution)算法以高效求解风储联合系统多目标优化配置:通过引入多核并行运算环境以达到提高算法寻优速度的目的;同时,通过在微分进化DE(Differential Evolution)算法中引入正弦函数的思想,周期性动态伸缩调整变异尺度因子和交叉概率因子,并构造一种新型的正弦微分变异机制,在算法寻优的每个阶段对交叉变异因子和交叉概率因子进行周期性遍历调整,使得在进化过程中的个体不仅能保持多样性,还能实现周期性遍历搜索,从而有效克服进化早熟问题。

1 基于可拓距 K -均值聚类算法的多场景分析

1.1 可拓距理论简介

在经典数学中,当实轴上任意点 z 属于区间 $Z=[c, d]$ 时,则可以认为点 z 到区间 Z 的距离为0,即经

收稿日期:2021-03-03;修回日期:2021-06-03

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51867008);江西省自然科学基金资助项目(20192ACBL20007,20202BAB204024);江西省主要学科学术和技术带头人项目(20204BCJL22038)

Project supported by the National Natural Science Foundation of China(51867008), Jiangxi Provincial Natural Science Foundation(20192ACBL20007,20202BAB204024) and Jiangxi Provincial Academic and Technical Leader Project (20204BCJL22038)

典数学中无法描述区间之内各点的区别。而在可拓学中可以利用点与区间的距离来表征区间内各点的区别,则在可拓学中点 z 到区间 Z 的距 $\rho(z, Z)$ 可以表示为:

$$\rho(z, Z) = \left| z - \frac{c+d}{2} \right| - \frac{d-c}{2} = \begin{cases} c-z & z < \frac{c+d}{2} \\ z-d & z \geq \frac{c+d}{2} \end{cases} \quad (1)$$

由式(1)可知,距 $\rho(z, Z)$ 的大小可用来描述点 z 到区间 Z 中心点距离的远近,但不能区分点 z 位于中心点左、右侧的位置差别。因此,为了反映这种位置差别,本文进一步引入可拓侧距的概念^[10],具体如下。

设区间 $Z^1 = \left[c, \frac{c+d}{2} \right]$, 点 z_L 为区间 Z^1 内一点,则点 z 与区间 Z 关于点 z_L 的可拓左侧距 $\rho_L(z, z_L, Z)$ 可表示为:

$$\rho_L(z, z_L, Z) = \begin{cases} c-z & z < c \\ \frac{d-z_L}{c-z_L} (z-c) & c \leq z \leq z_L \\ z-d & z > z_L \end{cases} \quad (2)$$

特别地,当 $z_L = c$ 时,有:

$$\rho_L(z, c, Z) = \begin{cases} c-z & z < c \\ c_z & z = c \\ z-d & z > c \end{cases} \quad (3)$$

$$c_z = \rho_L(c, c, Z) = \begin{cases} 0 & c \notin Z \\ c-d & c \in Z \end{cases}$$

设区间 $Z^2 = \left[\frac{c+d}{2}, d \right]$, 点 z_R 为区间 Z^2 内一点,则点 z 与区间 Z 关于点 z_R 的可拓右侧距 $\rho_R(z, z_R, Z)$ 可表示为:

$$\rho_R(z, z_R, Z) = \begin{cases} c-z & z < z_R \\ \frac{c-z_R}{d-z_R} (d-z) & z_R \leq z \leq d \\ z-d & z > d \end{cases} \quad (4)$$

特别地,当 $z_R = d$ 时,有:

$$\rho_R(z, d, Z) = \begin{cases} c-z & z < d \\ d_z & z = d \\ z-d & z > d \end{cases} \quad (5)$$

$$d_z = \rho_R(d, d, Z) = \begin{cases} 0 & d \notin Z \\ c-d & d \in Z \end{cases}$$

1.2 可拓距 K -均值聚类算法

在选取初始聚类中心点时,首先需计算两两样本之间的距离,同时基于可拓距理论将样本间的距离映射为可拓左侧距和可拓右侧距,并计算样本的平均可拓左侧距和平均可拓右侧距,其中平均可拓左、右侧距可分别作为衡量样本密集度和疏远度的

指标^[9]。然后,基于平均可拓左、右侧距对初始聚类中心点进行动态优化,可得到一组理想的初始聚类中心点,此时各聚类中心点不但都位于样本较密集的区域,而且各聚类中心点间又具有一定的疏远度。这样,便可有效地克服 K -均值聚类算法随机选取初始聚类中心点所存在的缺陷。完成初始聚类中心点的选取后,利用 K -均值聚类算法进行聚类。最后,利用动态分解及消除机制对聚类簇进行动态优化以达到进一步增强聚类效果的目的^[11]。具体实施步骤如下。

1) 计算两两样本之间的距离,得到样本距离集合 φ , 则令样本间距离区间 Z 为:

$$Z = [c, d] = [\min(\varphi), \max(\varphi)] \quad (6)$$

2) 分别根据式(3)和式(5)计算两两样本之间的可拓左侧距、可拓右侧距,并对可拓左侧距进行降序排列。

3) 计算平均可拓左侧距 $\bar{\rho}_L$ 、平均可拓右侧距 $\bar{\rho}_R$, 遍历降序排列的可拓左侧距,选取首个大于平均可拓左侧距的中心坐标作为首个初始聚类中心点。

4) 依次计算降序排列的下一个可拓左侧距对应中心点坐标与已确定的初始聚类中心点的可拓右侧距,若其值均大于平均可拓右侧距,则将该中心点作为下一个初始聚类中心点;否则,重复执行该步骤。

5) 完成一次遍历后,若初始聚类中心点个数 k' 小于设定的初始聚类中心点个数 K , 则按式(7)动态调整平均可拓右侧距的缩放因子 μ 并得到调整后的平均可拓右侧距 $\bar{\rho}'_R$ 。动态地缩小平均可拓右侧距后,返回步骤3),直到初始聚类中心点个数为 K 。

$$\begin{cases} \mu = \begin{cases} 1 - \frac{k'}{K(K-1)/2} & k' \neq K \\ 1 & k' = K \end{cases} \\ \bar{\rho}'_R = \mu \bar{\rho}_R \end{cases} \quad (7)$$

6) 采用常规 K -均值聚类算法得到 K 个簇和簇心,通过对簇进行动态分解并利用消除机制以增强聚类效果,具体步骤如下。

设某簇 W_{j1} , 其簇心为 w_{j1} , 则簇 W_{j1} 中的其他数据 w_χ 到簇心 w_{j1} 的欧氏距离平方和 D_s 为:

$$D_s(W_{j1}) = \sum_{w_\chi \in W_{j1}} d_e^2(w_\chi, w_{j1}) \quad (8)$$

式中: $d_e(w_\chi, w_{j1})$ 为 w_χ 到簇心 w_{j1} 的欧氏距离。

设簇 W_{j1} 的最邻近簇为 W_{j2} (簇心为 w_{j2}), 消除簇心 w_{j1} , 将簇 W_{j1} 并入最邻近簇 W_{j2} , 则簇 W_{j2} 中的数据到其簇心 w_{j2} 的欧氏距离平方和增加量为 $A(W_{j2})$; 簇 W_{j3} (簇心为 w_{j3}) 能分解为 W_{j4} (簇心分别为 w_{j4}) 和 W_{j5} (簇心分别为 w_{j5}) 这 2 个子簇, 则分解后欧氏距离平

方和减少量为 $R(W_{j3})$ 。若满足式(9),则通过与邻簇 W_{j2} 合并并将簇 W_{j1} 消除,同时对簇 W_{j3} 进行分解,使簇的总数保持不变。最后根据上述增强聚类原则对簇进行分解或消除的迭代操作,使得最终对簇的划分更为准确,以达到增强聚类效果的目的。

$$\begin{cases} A(W_{j2})=D_s(W_{j2})-D_s(W_{j1}) \\ R(W_{j3})=D_s(W_{j3})-(D_s(W_{j4})+D_s(W_{j5})) \\ R(W_{j3})-A(W_{j2})>0 \end{cases} \quad (9)$$

采用式(10)所示聚类散度 S_{SSED} 衡量聚类效果,若聚类散度 S_{SSED} 的值越小,则说明该聚类算法的效果越佳。

$$S_{\text{SSED}} = \sum_{i=1}^K D_s(W_i) = \sum_{i=1}^K \sum_{w_k \in W_i} d_e^2(w_k, w_i) \quad (10)$$

式中: $d_e(w_k, w_i)$ 为 w_k 到第 i 个簇 W_i 的簇心 w_i 的欧氏距离。

本文以一组3维数据和春季2184h的风电出力以及负荷需求历史数据作为2组测试样本数据,分别采用 K -均值聚类算法和可拓距 K -均值聚类算法对2组样本数据进行聚类,结果分别如附录A图A1和图A2所示(图中,风电出力、负荷均为标么值)。由图A1和图A2可知,采用可拓距 K -均值聚类算法对2组样本数据进行聚类后,初始聚类中心点均选取于样本密集区域且各个初始聚类中心点的分布较分散,很好地遵循了初始聚类中心点的选取原则;相较于 K -均值聚类算法,可拓距 K -均值聚类算法对于2组样本数据的聚类散度 S_{SSED} 分别减少了42.63%、29.89%。

2 源网荷协同的风储联合系统优化配置模型

本文构建的风储联合系统优化配置模型计及了源网荷协同优化以及差异化需求响应,模型框架如图1所示。决策变量除了包括风储联合系统的安装容量和位置外,还计及了源网荷三方主动管理策略的协同优化,包括分布式风电出力削减量、有载调压变压器调节量、可中断负荷中断率等。此外,还计及了不同类型负荷的响应机制差异性以及负荷变化量与电价变化量之间存在的饱和性,体现差异化需求响应以实现用户与电网的双向互动。

2.1 差异化需求响应机制

为了使风储联合系统优化配置得到的方案更具有实际意义,本文首先将负荷分为居民负荷、商业负荷、工业负荷3类;然后,考虑不同类型负荷的响应弹性差异性构建弹性系数矩阵;最后,根据电价变化量与负荷变化量存在饱和性的特点,引入指数函数思想构建差异化价格型需求响应数学模型^[12]。

价格型差异化需求响应模型可表示为:

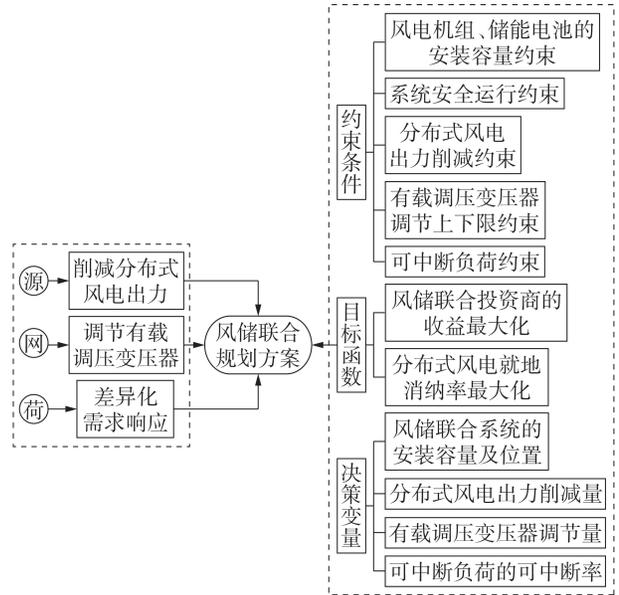


图1 风储联合系统优化配置框架

Fig.1 Optimal allocation framework of wind-energy storage combined system

$$P_t = \begin{cases} \sum_{m=1}^3 \left[P_{m,t}^0 + P_{m,t}^- \left(1 - e^{-\sum_{i=1}^{24} \lambda_m^{t,t_1} \Delta Q_{m,t_1}^p} \right) \right] & \Delta Q_{m,t_1}^p \geq 0 \\ \sum_{m=1}^3 \left[P_{m,t}^0 + P_{m,t}^+ \left(1 - e^{-\sum_{i=1}^{24} \lambda_m^{t,t_1} \Delta Q_{m,t_1}^p} \right) \right] & \Delta Q_{m,t_1}^p < 0 \end{cases} \quad (11)$$

式中: P_t 为 t 时刻基于价格型差异化需求响应后的总负荷; $P_{m,t}^0$ 为 t 时刻第 m 类负荷的初始负荷量; $P_{m,t}^+$ 、 $P_{m,t}^-$ 分别为 t 时刻第 m 类负荷的饱和负荷量、基础负荷量; λ_m^{t,t_1} 为第 m 类负荷在 t 时刻与 t_1 时刻的弹性系数; $\Delta Q_{m,t_1}^p$ 为 t_1 时刻第 m 类负荷的电价变化量。

2.2 风储联合系统的优化配置目标函数

1)目标1:风储联合投资商的年净收益最大化。

风储联合投资商的年净收益 γ 由分布式风电上网电量收益 S_1^L 、分布式风电政府补贴收益 S_2^B 、风储联合投资商年寿命周期投资成本 θ 组成,可表示为:

$$\gamma = S_1^L + S_2^B - \theta \quad (12)$$

$$S_1^L = \sum_{s=1}^{N_s} \sum_{t=1}^{N_t} p_{r,s} G_{\text{wind}} I_{s,t} \quad (13)$$

$$S_2^B = \sum_{s=1}^{N_s} \sum_{t=1}^{N_t} p_{r,s} G_b Z_{s,t}^W \quad (14)$$

$$\theta = F_{\text{DC}} + F_e + F_g + F_{\text{ILR}} \quad (15)$$

式中: $p_{r,s}$ 为场景 s 发生的概率; G_{wind} 为分布式风电的上网电价; $I_{s,t}$ 为场景 s 下 t 时刻分布式风电上网总电量; N_t 为一天的总时刻数; N_s 为场景缩减后的场景总数; G_b 为分布式风电政府补贴电价; $Z_{s,t}^W$ 为场景 s 下 t 时刻分布式风电削减出力后的总发电量; F_{DC} 、 F_e 、 F_g 、 F_{ILR} 分别为分布式风电机组的安装维护成本、蓄电池的安装维护成本、购电成本、可中断负

荷补偿成本,计算式如式(16)所示。

$$\begin{cases} F_{\text{DG}} = \frac{\varpi(1+\varpi)^\alpha}{\varpi(1+\varpi)^n - 1} C_{\text{DG}} E_{\text{DG}} \\ F_e = \frac{\varpi(1+\varpi)}{\varpi(1+\varpi)} C_e E_e \\ F_g = \sum_{m=1}^3 \sum_{s=1}^{N_s} \sum_{t=1}^{N_t} p_{r,s} P_{m,t} P_{s,t}^{\text{b}} \\ F_{\text{ILR}} = \sum_{s=1}^{N_s} \sum_{t=1}^{N_t} p_{r,s} P_{\text{ILR}} P_{s,t}^{\text{ILR}} \end{cases} \quad (16)$$

式中: α 为分布式风电机组的寿命周期; ϖ 为贴现率; C_{DG} 、 C_e 分别为分布式风电机组、蓄电池的单位容量安装维护成本; E_{DG} 、 E_e 分别为分布式风电机组、蓄电池的额定安装总容量; $p_{m,t}$ 为 t 时刻第 m 类负荷向主网的购电电价; p_{ILR} 为单位电量中断负荷的补偿费用; $P_{s,t}^{\text{b}}$ 、 $P_{s,t}^{\text{ILR}}$ 分别为场景 s 下 t 时刻向主网的购电量、可中断负荷总中断量。

2)目标2:分布式风电就地消纳率最大化。

分布式风电就地消纳率 β 是指负荷和蓄电池消纳的分布式风电电量与分布式风电削减出力后发电量的比值,可表示为:

$$\beta = \frac{\sum_{s=1}^{N_s} \sum_{t=1}^{N_t} p_{r,s} (P_{s,t}^{\text{f}} + P_{s,t}^{\text{e}})}{\sum_{s=1}^{N_s} \sum_{t=1}^{N_t} p_{r,s} P_{s,t}^{\text{DG}}} \quad (17)$$

式中: $P_{s,t}^{\text{f}}$ 、 $P_{s,t}^{\text{e}}$ 分别为场景 s 下 t 时刻负荷、蓄电池消纳的分布式风电电量; $P_{s,t}^{\text{DG}}$ 为场景 s 下 t 时刻分布式风电削减出力后的发电量。

2.3 约束条件

1)潮流约束。

$$\begin{cases} P_{i,s} = U_{i,s} \sum_{j=1}^{N_g} U_{j,s} (G_{i,j} \cos \sigma_{i,j} + B_{i,j} \sin \sigma_{i,j}) \\ Q_{i,s} = U_{i,s} \sum_{j=1}^{N_g} U_{j,s} (G_{i,j} \sin \sigma_{i,j} - B_{i,j} \cos \sigma_{i,j}) \end{cases} \quad (18)$$

式中: $P_{i,s}$ 、 $Q_{i,s}$ 分别为场景 s 下节点 i 处注入的有功功率、无功功率; $U_{i,s}$ 、 $U_{j,s}$ 分别为场景 s 下节点 i 、节点 j 的电压; $G_{i,j}$ 、 $B_{i,j}$ 分别为节点 i 与节点 j 之间线路的电导、电纳; $\sigma_{i,j}$ 为节点 i 与节点 j 之间的节点电压相角差; N_g 为节点总数。

2)分布式风电机组、蓄电池的安装容量约束。

$$\begin{cases} E_{\text{DG},i}^{\text{min}} \leq E_{\text{DG},i} \leq E_{\text{DG},i}^{\text{max}} \\ E_{e,i}^{\text{min}} \leq E_{e,i} \leq E_{e,i}^{\text{max}} \end{cases} \quad (19)$$

式中: $E_{\text{DG},i}$ 、 $E_{e,i}$ 分别为节点 i 处接入分布式风电机组、蓄电池的容量; $E_{\text{DG},i}^{\text{max}}$ 、 $E_{\text{DG},i}^{\text{min}}$ 分别为节点 i 处接入分布式风电机组容量的上、下限; $E_{e,i}^{\text{max}}$ 、 $E_{e,i}^{\text{min}}$ 分别为节点 i 处接入蓄电池容量的上、下限。

3)分布式风电出力削减率约束。

$$0 \leq \delta_i \leq \delta_i^{\text{max}} \quad (20)$$

式中: δ_i 为节点 i 处分布式风电机组有功出力削减率; δ_i^{max} 为节点 i 处分布式风电机组有功出力削减率上限。

4)有载调压变压器二次侧电压可测量约束。

$$U_{\text{OLTC}}^{\text{min}} \leq U_{\text{OLTC}} \leq U_{\text{OLTC}}^{\text{max}} \quad (21)$$

式中: U_{OLTC} 为调节有载调压变压器后的二次侧电压; $U_{\text{OLTC}}^{\text{min}}$ 和 $U_{\text{OLTC}}^{\text{max}}$ 分别为二次侧电压的可测量下限、上限值。

5)可中断负荷的可中断率约束。

$$0 \leq \zeta_{m,s} \leq \zeta_{m,s}^{\text{max}} \quad (22)$$

式中: $\zeta_{m,s}$ 为场景 s 下第 m 类负荷的可中断率; $\zeta_{m,s}^{\text{max}}$ 为场景 s 下第 m 类负荷的最大可中断率。

6)蓄电池约束。

$$0 \leq P_{i,t}^{\text{esc}} \leq \tau_{i,t} P_{\text{max}}^{\text{esc}} \quad (23)$$

$$0 \leq P_{i,t}^{\text{esd}} \leq (1 - \tau_{i,t}) P_{\text{max}}^{\text{esd}} \quad (24)$$

$$S_{\text{min}}^{\text{SOC}} \leq S_{i,t}^{\text{SOC}} \leq S_{\text{max}}^{\text{SOC}} \quad (25)$$

式中: $\tau_{i,t}$ 为 t 时刻节点 i 处蓄电池的状态变量,处于充电状态时取值为1,否则取值为0; $P_{i,t}^{\text{esc}}$ 、 $P_{i,t}^{\text{esd}}$ 分别为 t 时刻节点 i 处蓄电池的充电、放电功率; $P_{\text{max}}^{\text{esc}}$ 、 $P_{\text{max}}^{\text{esd}}$ 分别为蓄电池充电、放电功率的最大值; $S_{i,t}^{\text{SOC}}$ 为 t 时刻节点 i 处蓄电池的荷电状态; $S_{\text{max}}^{\text{SOC}}$ 、 $S_{\text{min}}^{\text{SOC}}$ 分别为蓄电池荷电状态的上、下限。

7)配电网系统节点电压约束。

$$U_{i,\text{min}} \leq U_i \leq U_{i,\text{max}} \quad (26)$$

式中: U_i 为节点 i 的电压值; $U_{i,\text{max}}$ 、 $U_{i,\text{min}}$ 分别为节点 i 处所允许电压值的上、下限。

3 多目标优化算法设计

3.1 多目标正弦 DE 算法

DE算法是一种性能优越的智能优化算法,近年来已被广泛应用于解决各领域的优化问题,大量应用结果证明DE算法在寻优的快速性、准确性和适应性等方面均优于经典优化算法^[13]。DE算法的具体实现流程可参考文献^[14],主要包括变异和交叉2个重要操作,分别如式(27)和式(28)所示。

$$\mathbf{V}_{r_3}^{\psi+1} = \mathbf{X}_{\text{Best}}^{\psi} + F(\mathbf{X}_{r_1}^{\psi} - \mathbf{X}_{r_2}^{\psi}) \quad (27)$$

$$\mathbf{X}_r^{\psi+1} = \begin{cases} \mathbf{V}_{r_3}^{\psi+1} & R_H > C_R \\ \mathbf{X}_r^{\psi} & \text{其他} \end{cases} \quad (28)$$

式中: $\mathbf{V}_{r_3}^{\psi+1}$ 为第 ψ 代变异操作后产生的第 r_3 个中间个体向量(维度为 h); $\mathbf{X}_{\text{Best}}^{\psi}$ 为变异策略的基准向量,其从第 ψ 代最优解集中随机选取; $\mathbf{X}_{r_1}^{\psi}$ 、 $\mathbf{X}_{r_2}^{\psi}$ 分别为从第 ψ 代中随机选取的第 r_1 、 r_2 个个体向量; $\mathbf{X}_r^{\psi+1}$ 为交叉操作后产生的第 r 个新个体;个体向量编号满足 $r \neq r_1 \neq r_2 \neq r_3$; F 为变异尺度因子; C_R 为交叉概率因子; R_H 为 $[0,1]$ 范围内的随机实数。

然而,DE算法在进化后期容易出现种群个体多样性不足的问题,导致在求解复杂问题时会出现进化早熟的现象^[15]。为此,本文基于多目标正弦DE(MOSDE)算法求解风储联合规划模型。MOSDE算法通过在 F 和 C_R 中引入正弦函数(如式(29)所示),使变异尺度因子 F_ψ 和变异交叉概率因子 $C_{R,\psi}$ 随着进化过程进行周期性动态伸缩调整大小和方向。在个体多样性较为丰富的进化前期,利用小尺度变异和小概率交叉保持个体的多样性;在个体多样性不足的进化后期,自适应地通过大尺度变异和大概率交叉来有效改善个体的多样性。从而,在寻优过程中达到周期性遍历搜索的目的^[16]。 F_ψ 和 $C_{R,\psi}$ 的数值变化曲线见附录A图A3。

$$\begin{cases} F_\psi = \frac{1}{2} \left[\frac{\psi}{\psi_{\max}} \sin(2\pi f_{\text{req}} \psi) + 1 \right] \\ C_{R,\psi} = \frac{1}{2} \left[\frac{\psi}{\psi_{\max}} \sin(2\pi f_{\text{req}} \psi + \pi) + 1 \right] \end{cases} \quad (29)$$

式中: ψ_{\max} 为最大迭代次数; f_{req} 为频率。

此外,在DE算法的进化后期,式(27)中的差分项 $X_{r_1}^\psi - X_{r_2}^\psi$ 会趋近为0,导致DE算法中的变异操作停滞。为了克服DE算法的这种缺陷,本文进一步在DE算法的变异机制中引入正弦函数和指数函数,构造新正弦变异机制如式(30)所示。

$$\begin{cases} X_{r_1}^\psi = [x_{r_1,1}^\psi, x_{r_1,2}^\psi, \dots, x_{r_1,h}^\psi] \\ X_{r_2}^\psi = [x_{r_2,1}^\psi, x_{r_2,2}^\psi, \dots, x_{r_2,h}^\psi] \\ l_{r_1,r_2,g}^\psi = |x_{r_1,g}^\psi - x_{r_2,g}^\psi| \\ v_{r_1,r_2,g}^\psi = 0.001 \times |\sin(0.1\pi\psi)|^{l_{r_1,r_2,g}^\psi} \\ V_{r_1,r_2}^\psi = [v_{r_1,r_2,1}^\psi, v_{r_1,r_2,2}^\psi, \dots, v_{r_1,r_2,h}^\psi] \\ V_{r_3}^{\psi+1} = X_{\text{Best}}^\psi + F_\psi (X_{r_1}^\psi - X_{r_2}^\psi + V_{r_1,r_2}^\psi) \end{cases} \quad (30)$$

式中: $x_{r_1,g}^\psi$ 、 $x_{r_2,g}^\psi$ ($g=1, 2, \dots, h$)分别为第 ψ 代个体向量 $X_{r_1}^\psi$ 、 $X_{r_2}^\psi$ 的第 g 个分量; $l_{r_1,r_2,g}^\psi$ 为第 ψ 代个体向量 $X_{r_1}^\psi$ 、 $X_{r_2}^\psi$ 中第 g 个分量的维间距; $v_{r_1,r_2,g}^\psi$ 为个体 V_{r_1,r_2}^ψ 的第 g 个分量。

新正弦变异机制示意图见附录A图A4,当维间距 $l_{r_1,r_2,g}^\psi$ 大于等于第 ψ 代的临界值 L_ψ 时, $v_{r_1,r_2,g}^\psi$ 将趋近0,即此时与传统的变异机制一样;当维间距 $l_{r_1,r_2,g}^\psi$ 小于第 ψ 代的临界值 L_ψ 时, $v_{r_1,r_2,g}^\psi$ 的值迅速增大,则此时个体会发生较大的变异。该变异机制可显著提高算法进化后期的个体多样性,从而有效提升算法的持续深度寻优能力。

3.2 并行计算

本文所建立的风储联合系统的优化配置模型具有多目标、高维度、非线性等复杂特点,会导致算法

求解模型的效率较低。设计多核并行计算方法可将初始种群按计算机内核数分成若干个较小规模子种群,并分配给各独立核计算单元进行并行优化计算,最后汇集各独立单元的寻优结果,优选得到最终的优化结果。该方法通过种群分解减小种群规模以提升整体的收敛速度,可充分发挥多核计算性能,极大地提高了DE算法的计算效率。本文为了兼顾优化算法的计算效率和深度寻优能力,将并行计算技术与MOSDE算法进行结合,提出了PMOSDE算法对模型进行高效求解。

3.3 算法流程及步骤

风储联合系统优化配置模型的求解流程见附录A图A5,具体步骤如下:

- 1)对历史数据进行可拓距 K -均值聚类,并用聚类后负荷数据参与需求响应;
- 2)初始化种群,将种群个体按计算机核数均分为 N 个子种群,并分配给各计算单元寻优;
- 3)各计算单元计算子种群中个体的适应度值,并按照MOSDE算法步骤生成新种群;
- 4)当迭代次数 ψ 小于最大迭代次数 ψ_{\max} 时,返回步骤3),当 $\psi = \psi_{\max}$ 时,停止循环,合并各子种群并进行排序,输出Pareto最优解集和最优折中解。

4 算例分析

本文以IEEE 33节点配电系统为例进行仿真分析,该配电系统的总负荷为 $5084.26 + j2547.32$ kV·A,额定电压为12.66 kV,配电系统的具体参数和结构可参考文献[17]。根据某区域的负荷类型特点,假设节点2—14接入商业负荷,节点15—25接入居民负荷,节点26—33接入工业负荷。不同类型负荷的差异化弹性系数、约束条件设置见文献[9, 18-19]。假设风储联合系统的候选接入节点为节点2—33,在其中任选4个节点接入风储联合系统。算例参数设置见附录A表A1和表A2。

以春季分布式风电出力和居民负荷需求为例,采用可拓距 K -均值聚类算法对历史数据进行处理,得到春季10个典型日的风电出力、负荷需求场景数据分别如附录A图A6(a)、(b)所示。构造以下4种方案进行风储联合系统的优化配置对比:方案1,考虑源网荷协同优化和需求响应;方案2,考虑源网荷协同优化但不考虑需求响应;方案3,不考虑源网荷协同优化但考虑需求响应;方案4,不考虑源网荷协同优化和需求响应。

将上述参数代入求解,采用本文所提算法可优化得到4种方案的Pareto最优前沿,如图2所示。由图可知,随着风电就地消纳率的提高,风储联合投资商的净收益会减少。对比4种方案的Pareto最优前

沿可知,当风储联合投资商的净收益相同时,方案1的风电就地消纳最高;对比方案2和方案4可知,当风储联合投资商的净收益相同时,考虑源网荷协同优化进行风储联合优化配置可有效提高风电就地消纳率;对比方案3和方案4可知,考虑需求响应进行风储联合优化配置可有效提高风储联合投资商的收益和风电就地消纳率。

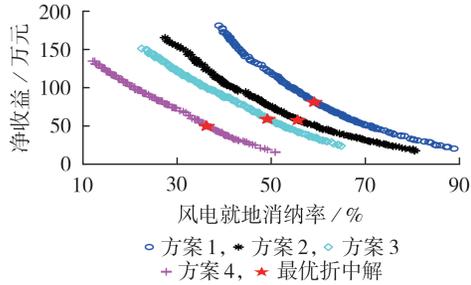


图2 4种方案的 Pareto 最优前沿

Fig.2 Pareto optimal frontiers of four schemes

为了进一步分析本文所提风储联合系统优化配置方法的优越性,基于模糊集理论得到4种方案的最优折中解如表1所示。表中,有载调压变压器二次侧电压为标么值。以春季居民负荷为例,需求响应前、后的负荷变化曲线分别如附录A图A6(b)和图A7所示。结合表1和图A6(b)、图A7可知,负荷参与需求响应具有明显削峰填谷的作用。对比方案3和方案4的最优折中解可知:考虑需求响应进行风储联合系统的优化配置可以有效减少风电机组的装机容量,同时增加蓄电池的安装容量,使得风储联合系统的总安装成本和负荷峰时刻的购电成本降低;负荷参与需求响应具有削峰填谷的作用,增加了负荷谷时刻的风电就地消纳率。对比方案2和方案4的最优折中解可知,源网荷协同优化可以通过调整有载调压变压器间接减少风储联合系统的安装容量,并通过削减分布式风电出力 and 可中断负荷提高分布式风电就地消纳率,虽然可中断负荷补偿成本增加,但风储联合系统的总安装成本得到降低,风电就地消纳率提高所带来的收益增加,使得方案2下风储联合投资商的净收益和分布式风电就地消纳率

提高。对比方案1和方案4的最优折中解可知,相较于方案4,考虑源网荷协同优化和差异化需求响应进行风储联合优化配置时,风储联合投资商的净收益和分布式风电就地消纳率分别提高了63.82%、23.15%。

为了验证本文所提PMOSDE算法的优越性,采用多目标微分进化(MODE)算法求解考虑源网荷协同优化和需求响应的风储联合系统的优化配置问题,进行对比分析。2种算法所得Pareto最优前沿如图3所示。另外分别采用MODE算法在单核串行以及PMOSDE算法在双核并行、四核并行计算方式下进行6次仿真,平均计算时间如表2所示。

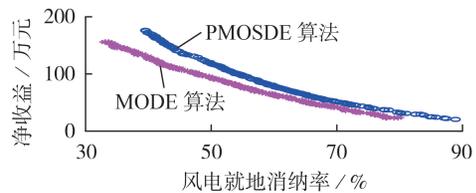


图3 2种算法所得 Pareto 最优前沿

Fig.3 Pareto optimal frontiers obtained by two algorithms

表2 2种算法的平均计算时间

Table 2 Average calculation time of two algorithms

计算方式	算法	平均优化时间 / s
单核串行	MOSDE	23 747.46
双核并行	PMOSDE	16 350.62
四核并行	PMOSDE	8 901.37

由图3可看出:由于PMOSDE算法将正弦函数特性引入变异因子和交叉因子以实现参数周期性动态伸缩调整,达到了周期性遍历搜索的目的,能很好地平衡全局搜索和局部搜索能力;根据正弦函数特性和指数函数特性构造新正弦变异机制,更好地保持了种群多样性。可见,PMOSDE算法的 Pareto 最优前沿的完整性和准确性都要优于MODE算法。由表2可知,PMOSDE算法的平均计算时间随着计算机内核数量的增加而缩短,这表明采用并行优化计算可有效提高计算效率。

表1 4种方案的最优折中解

Table 1 Optimal compromise solutions of four schemes

方案	风储系统安装节点 (风电机组容量/kW, 蓄电池个数)	有载调压变压器 二次侧电压	风电机组出力削减率/% (所处节点)	可中断负荷中断率/% (所处节点)	净收益/ 万元	风电就地 消纳率/%
1	6(800, 339), 24(1000, 329), 29(500, 349), 31(500, 335)	0.9845	0.31(6), 0.09(24), 0.43(29), 0.44(31)	49.80(6), 0.91(13), 23.30(22), 4.10(31)	80.83	59.36
2	6(1200, 333), 24(800, 333), 29(500, 314), 31(400, 347)	0.9807	1.46(6), 1.40(24), 0(29), 0.86(31)	48.38(6), 0(13), 3.62(22), 1.83(31)	57.41	55.66
3	9(1200, 278), 17(1100, 272), 29(400, 121), 31(500, 236)	—	—	—	58.86	49.20
4	13(1100, 261), 17(1000, 205), 24(800, 152), 32(600, 143)	—	—	—	49.34	36.21

5 结论

本文构建了考虑源网荷协同优化和需求响应的风储联合系统优化配置模型,同时提出了基于可拓距 K -均值聚类算法的多场景分析方法,用于处理分布式风电出力和负荷需求的不确定性,并采用PMOSDE算法对模型进行高效求解,所得结论如下:

1)可拓距 K -均值聚类算法可以有效提高聚类结果的准确性和均衡性,且基于可拓距 K -均值聚类算法的多场景分析方法生成的场景可以有效处理分布式风电出力和负荷需求的不确定性;

2)本文所提考虑源网荷协同优化和差异化需求响应的风储联合系统的优化配置模型可以有效提高分布式风电就地消纳率以及风储联合投资商的净收益;

3)分别采用PMOSDE算法和MODE算法对模型进行求解,对比Pareto最优前沿和不同计算方式下平均计算时间可知,PMOSDE算法能有效提高寻优速度和寻优深度。

附录见本刊网络版(<http://www.epae.cn>)。

参考文献:

- [1] 李艳,彭春华,傅裕,等. 基于CNN-LSTM网络模型的风电功率短期预测研究[J]. 华东交通大学学报,2020,37(4):109-115.
LI Yan,PENG Chunhua,FU Yu,et al. Short term wind power prediction based on CNN-LSTM network model[J]. Journal of East China Jiaotong University,2020,37(4):109-115.
- [2] 孙乾,许珊,朱姝豫,等. 考虑DG时序特性及EV时空特性的配电网规划[J]. 电力自动化设备,2020,40(10):30-38.
SUN Qian,XU Shan,ZHU Shuyu,et al. Distribution network planning considering DG timing characteristics and EV spatio-temporal characteristics[J]. Electric Power Automation Equipment,2020,40(10):30-38.
- [3] 凌开元,赵乐冰,张新松,等. 基于双储能系统的主动配电网储能配置[J]. 电力自动化设备,2018,38(5):171-176.
LING Kaiyuan,ZHAO Lebing,ZHANG Xinsong,et al. Storage allocation of active distribution network based on double-storage system[J]. Electric Power Automation Equipment,2018,38(5):171-176.
- [4] 李建林,郭斌琪,牛萌,等. 风光储系统储能容量优化配置策略[J]. 电工技术学报,2018,33(6):1189-1196.
LI Jianlin,GUO Binqi,NIU Meng,et al. Optimal configuration strategy of energy storage capacity in wind/PV/storage hybrid system[J]. Transactions of China Electrotechnical Society,2018,33(6):1189-1196.
- [5] 朱嘉远,刘洋,许立雄,等. 风电全消纳下的配电网储能可调鲁棒优化配置[J]. 电网技术,2018,42(6):1875-1883.
ZHU Jiayuan,LIU Yang,XU Lixiong,et al. Adjustable robust optimization for energy storage system in distribution network based on wind power full accommodation[J]. Power System Technology,2018,42(6):1875-1883.
- [6] ATWA Y M,EL-SAADANY E F. Optimal allocation of ESS in distribution systems with a high penetration of wind energy[J]. IEEE Transactions on Power Systems,2010,25(4):1815-1822.
- [7] 张大波,朱志鹏,连帅,等. 基于多场景变权多目标优化的UPFC在风电并网系统中的配置方案研究[J]. 电网技术,2019,43(2):638-645.
ZHANG Dabo,ZHU Zhipeng,LIAN Shuai,et al. Allocation scheme research of UPFC based on multiple scenarios with different weighting coefficients and multi-target optimization in wind power integrated system[J]. Power System Technology,2019,43(2):638-645.
- [8] 黄越辉,曲凯,李驰,等. 基于 K -means MCMC算法的中长期风电时间序列建模方法研究[J]. 电网技术,2019,43(7):2469-2476.
HUANG Yuehui,QU Kai,LI Chi,et al. Research on modeling method of medium- and long-term wind power time series based on K -means MCMC algorithm[J]. Power System Technology,2019,43(7):2469-2476.
- [9] 赵燕伟,朱芬,桂方志,等. 基于可拓距的改进 K -means聚类算法[J]. 智能系统学报,2020,15(2):344-351.
ZHAO Yanwei,ZHU Fen,GUI Fangzhi,et al. Improved K -means algorithm based on extension distance[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems,2020,15(2):344-351.
- [10] 徐慧,周建美,蒋峥峥. 基于侧距的关联函数构造及应用[J]. 南通大学学报(自然科学版),2010,9(2):9-13.
XU Hui,ZHOU Jiamei,JIANG Zhengzheng. Construction and application of dependent function based on lateral distance[J]. Journal of Nantong University(Natural Science),2010,9(2):9-13.
- [11] ISMKHAN H. I-k-means+: an iterative clustering algorithm based on an enhanced version of the k-means[J]. Pattern Recognition,2018,79:402-413.
- [12] 彭春华,张金克,陈露,等. 计及差异化需求响应的微电网源荷协调优化调度[J]. 电力自动化设备,2020,40(3):1-7.
PENG Chunhua,ZHANG Jinke,CHEN Lu,et al. Source-load-storage coordinated optimal scheduling of microgrid considering differential demand response[J]. Electric Power Automation Equipment,2020,40(3):1-7.
- [13] 傅润炜,姜磊,孙惠娟. 基于并行分子微分进化的综合能源系统优化调度[J]. 华东交通大学学报,2019,36(6):125-133.
FU Runwei,JIANG Lei,SUN Huijuan. Optimization scheduling of integrated energy system based on parallel molecular differential evolution algorithm[J]. Journal of East China Jiaotong University,2019,36(6):125-133.
- [14] STORN R,PRICE K. Differential evolution-a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces[J]. Journal of Global Optimization,1997,11(4):341-359.
- [15] 刘路宁,彭春华,温泽之,等. 基于配电网动态重构的分布式光伏消纳策略[J]. 电力自动化设备,2019,39(12):56-62.
LIU Luning,PENG Chunhua,WEN Zezhi,et al. Distributed photovoltaic consumption strategy based on dynamic reconfiguration of distribution network[J]. Electric Power Automation Equipment,2019,39(12):56-62.
- [16] DRAA A,BOUZOUBIA S,BOUKHALFA I. A sinusoidal differential evolution algorithm for numerical optimisation[J]. Applied Soft Computing,2015,27:99-126.
- [17] 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.
- [18] 路红池,谢开贵,王学斌,等. 计及多能存储和综合需求响应的多能源系统可靠性评估[J]. 电力自动化设备,2019,39(8):72-78.
LU Hongchi,XIE Kaigui,WANG Xuebin,et al. Reliability assessment of multi-energy system considering multi-storage and integrated demand response[J]. Electric Power Automation Equipment,2019,39(8):72-78.
- [19] 彭春华,余愿,孙惠娟. 基于源网荷协同优化的配电网光储联

合系统规划[J]. 电网技术,2019,43(11):3944-3951.

PENG Chunhua,YU Yuan,SUN Huijuan. Planning of combined PV-ESS system for distribution network based on source-network-load collaborative optimization[J]. Power System Technology,2019,43(11):3944-3951.

作者简介:

孙惠娟(1982—),女,江西南昌人,副教授,硕士,主要研究方向为智能电网规划与调度(**E-mail**: sunhuijuan1982@



孙惠娟

163.com);

方 杜(1996—),男,湖北黄石人,硕士研究生,主要研究方向为主动配电网规划(**E-mail**:282171586@qq.com);

彭春华(1973—),男,江西乐平人,教授,博士研究生导师,博士,主要研究方向为智能电网规划与调度(**E-mail**: chinapch@163.com)。

(编辑 陆丹)

Optimal allocation of wind-energy storage combined system based on extension distance K -means clustering and sine differential evolution algorithm

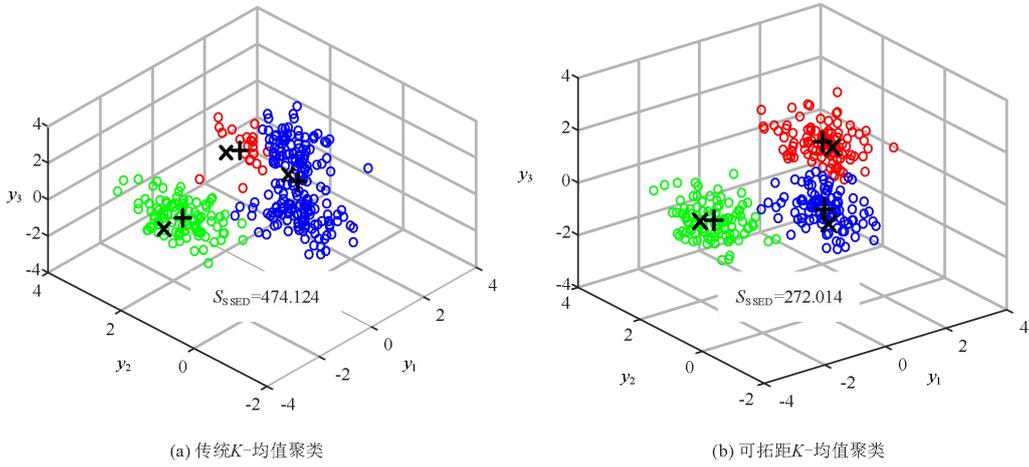
SUN Huijuan,FANG Du,PENG Chunhua

(School of Electrical & Automation Engineering,East China Jiaotong University,Nanchang 330013,China)

Abstract: Aiming at maximizing the return of wind-energy storage joint investor and the local consumption rate of wind power, a multi-objective optimal allocation model of wind-energy storage combined system is established considering the collaborative optimization of source-network-load and demand response. Extension distance K -means clustering is used to analyze the uncertainties of distributed wind power output and load demand in multiple scenarios, so as to achieve more accurate and balanced scenario reduction. By introducing the idea of multi-core parallel operation environment and sine function, a parallel multi-objective sine differential evolution algorithm is proposed to efficiently solve the optimal allocation model. Taking the IEEE 33-bus distribution system as an example to conduct the optimal allocation of wind-energy storage combined system, and the simulative results verify the effectiveness and superiority of the proposed model.

Key words: wind-energy storage combined system; optimal allocation; source-network-load collaboration; demand response; extension distance K -means clustering; parallel multi-objective sine differential evolution algorithm

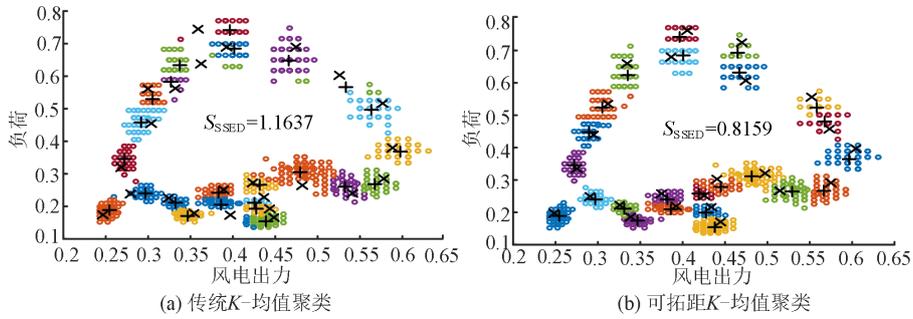
附录 A



+ 聚类中心 x 初始质心

图 A1 3 维数据的聚类结果

Fig.A1 Clustering results of 3D data



+ 聚类中心, x 初始质心

图 A2 风电出力、负荷需求数据的聚类结果

Fig.A2 Clustering results of wind power and load demand

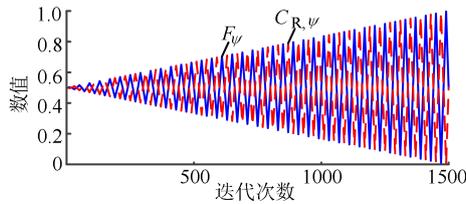


图 A3 F_{ψ} 、 $C_{R,\psi}$ 的数值变化曲线

Fig.A3 Change curves of F_{ψ} and $C_{R,\psi}$ value

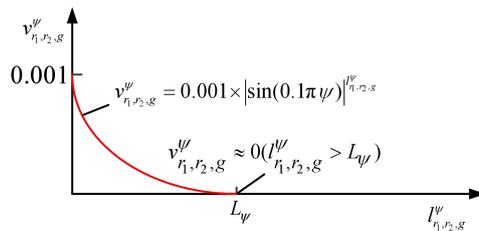


图 A4 变异机制示意图

Fig.A4 Schematic diagram of mutation mechanism

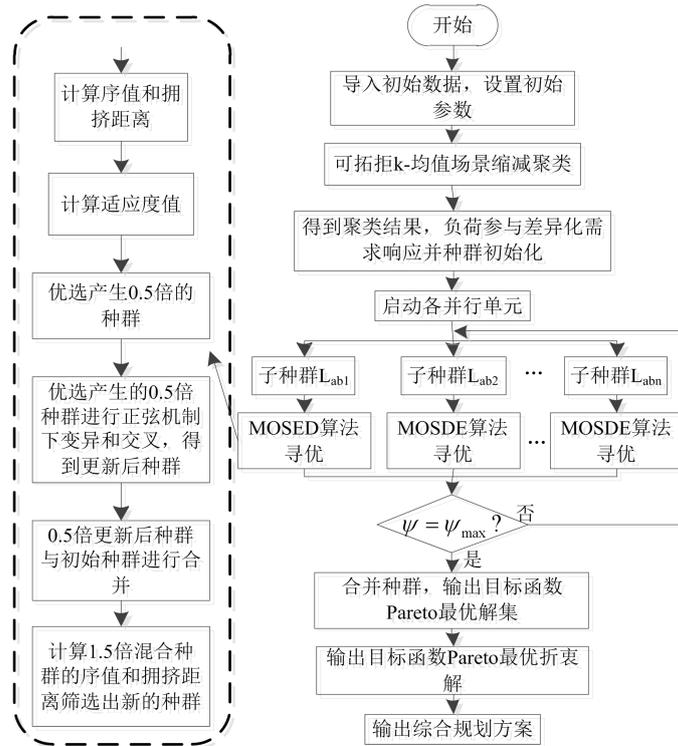


图 A5 算法流程图

Fig.A5 Flowchart of algorithm

表 A1 算法参数设置

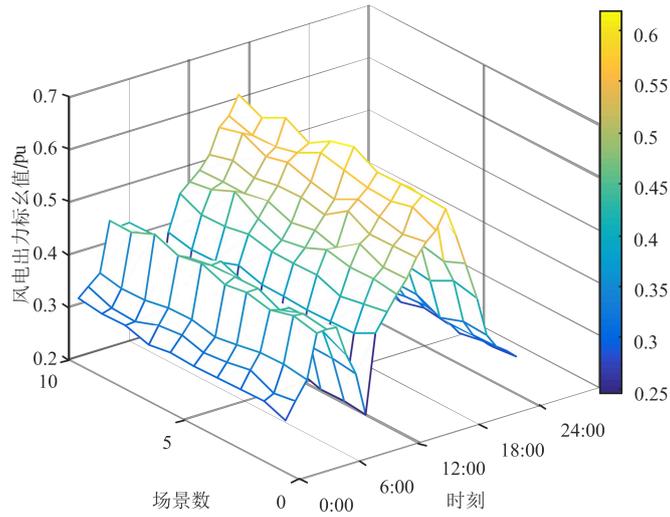
Table A1 Algorithm parameter setting

参数	取值	参数	取值
种群规模	200	DE 算法变异尺度因子	0.85
最大迭代次数	1500	DE 算法交叉概率因子	0.5
频率	0.025	缩减后场景数	10

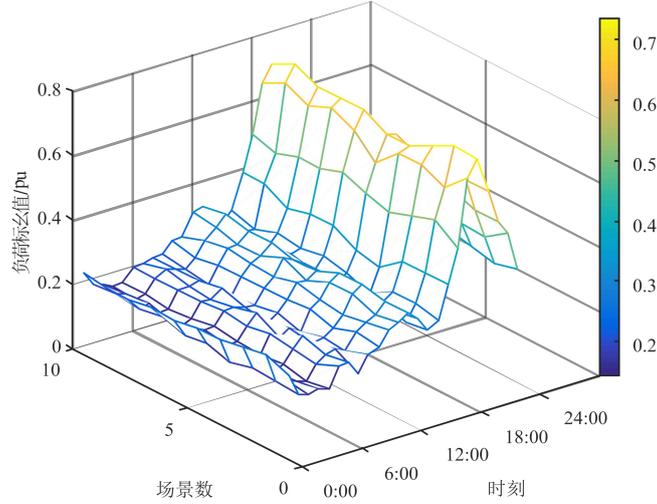
表 A2 经济参数设置

Table A2 Economic parameter setting

参数	取值	参数	取值
风电机组安装成本	11000 元/kW	蓄电池维护成本	5 元/个
风电机组寿命周期	20 a	中断负荷成本	1.5 元/(kW·h)
风电机组维护成本	0.2 元/kW	风电上网电价	0.61 元/(kW·h)
折现率	0.1	商业负荷平均电价	0.97 元/(kW·h)
单个蓄电池规格	2V/1000(A·h)	居民负荷平均电价	0.56 元/(kW·h)
蓄电池安装成本	1200 元/个	工业负荷平均电价	0.63 元/(kW·h)
蓄电池寿命周期	10 a		



(a) 风电出力典型场景



(b) 负荷需求典型场景

图 A6 春季风电出力、负荷需求的典型日场景

Fig.A6 Typical daily scene of wind power output and load demand in spring

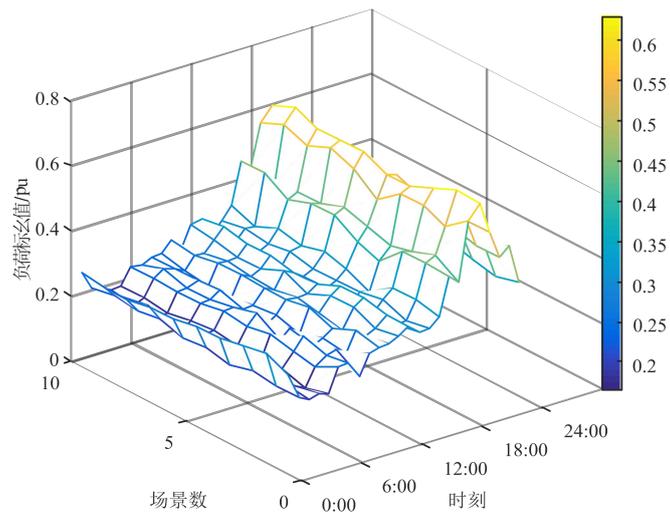


图 A7 需求响应后春季居民负荷曲线

Fig.A7 Residential load curve in spring after demand response