

# 基于多目标贝叶斯优化的主动配电网源储协同规划

胡雅娟<sup>1</sup>, 张琪瑞<sup>1</sup>, 刘刚<sup>1</sup>, 杨瑞哲<sup>2</sup>, 徐英<sup>2</sup>, 仪忠凯<sup>2</sup>

(1.国网黑龙江省电力有限公司, 黑龙江 哈尔滨 150000; 2.哈尔滨工业大学, 黑龙江 哈尔滨 150000)

**摘要:** 在主动配电网(ADN)中,可再生能源的渗透率不断提高,这使得 ADN 面临更加复杂和不确定的运行场景,增加了日常运行中出现重大风险的可能性。文章提出了一种针对 ADN 中分布式电源的协同配置方案,旨在提升对可再生能源出力的消纳能力。所提 ADN 源荷协同规划模型充分考虑了可再生能源的不确定性、ADN 中广泛存在的需求侧响应资源、ADN 的双向潮流特性以及配电网安全运行约束。为了解决可再生能源的有效消纳与 ADN 运行经济性、安全性之间的矛盾,基于贝叶斯优化算法,文章提出了一种基于超空间指标的多目标贝叶斯优化算法(EBO)。该算法通过对多个目标函数进行概率性建模,有效地平衡了解空间的探索与单目标的最优性,且计算效率优于传统的基于启发式算法的多目标规划方法。

**关键词:** 主动配电网; 新能源消纳; 分布式电源; 多目标贝叶斯优化

**中图分类号:** TK81; TK51; TM73 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-5292(2025)05-0696-07

## 0 引言

主动配电网(Active Distribution Network, ADN)作为新兴电力系统架构的核心之一,彻底改变了传统配电网被动地接受功率的模式,对于推动现有电力系统向低碳化转型发挥着关键作用。简言之,ADN 是一种集成了分布式电源(Distributed Energy Resource, DER)的配电网,其特点是能够通过多样化的控制策略和灵活的网络结构实现配电网和主网之间的双向能量流动。在当前的发展趋势下,各类 DER 容量的优化配置是配电网向 ADN 转型所面临的重大挑战之一,这也是本文所聚焦的核心问题。

在有着高渗透率的 ADN 中<sup>[1]</sup>,出于环保性与经济性的需求,绝大多数的 DER 是由可再生能源电源(Renewable Energy Sources, RES)构成,这一现状引发了对于 ADN 自身的运行安全性和稳定性的担忧。考虑到可再生能源输出功率的间歇性和不可预测性<sup>[2]</sup>,通过将可再生能源与储能系统(Energy Storage System, ESS)协同组合配置已经成为目前电网平抑可再生能源输出功率波动、削弱其不确定性的常见手段。然而,以电化学储能为代表的 ESS 受制其高额的投资建设成本,无法在配电网中实现大规模安装<sup>[3]</sup>。因此,在 ADN 的 DER 容量配置过程中必须考虑电网经济与安全之间的

平衡。此外,DER 容量配置所面临的另一主要挑战在于规划方法层面,传统的以经济性为目标的单目标规划模型未能充分考虑可再生能源在电力系统低碳化方面的贡献,常见的解决方案为将新能源功率消纳指标与经济性指标通过加权整合为单一目标函数<sup>[4-6]</sup>,但是权重的确定缺乏客观的标准,导致在规划过程中过多地引入了主观性。而在多目标规划领域,目前在电力系统中常见的多目标优化算法往往基于单目标启发式算法改进而来。文献[7]提出一种基于预测变异的多目标粒子群算法,实现对风-光-抽水蓄能系统的日前调度问题求解。文献[8]使用 NSGA-II 算法,以最小化全生命周期成本等年值和最大化效率为目标,对综合能源系统的电源配置进行了优化。文献[9]以光伏、风力电站投资回报率最大和配电网各节点电压偏差最小为目标,采用 NSGA-II 算法求解光伏、风力电站最优安装位置和容量。然而,上述依赖启发式算法或动态权重的转化方法往往难以做到对求解效率和帕累托前沿(Pareto Frontier, PF)的充分性的兼顾。综上所述,尽管已有相关研究通过多目标优化方法试图解决经济性指标与环保性指标或其他优化目标之间的冲突,但是其算法性能正如单目标启发式算法一样仍然存在不可忽视的缺陷。

收稿日期: 2024-06-20。

基金项目: 国网黑龙江省电力有限公司科技项目(SGHL0000FZJS2310184)。

作者简介: 胡亚娟(1981-),女,博士,高级工程师,主要从事电力系统相关工作。

通信作者: 杨瑞哲(2000-),男,博士研究生,研究方向为新能源电力系统规划。E-mail: yangruizhe@stu.hit.edu.cn

针对当前研究工作中存在的不足,本文提出了一种基于多目标贝叶斯优化算法的主动配电网源储协同规划方法。该方法综合考虑了 ADN 运行的经济性与环保性指标,基于由 K-means 聚类方法生成的典型场景,由上层的多目标贝叶斯优化算法生成配置方案,下层的运行仿真模型进行评估,通过算法寻优最终获得帕累托前沿,全面探索在不同年均运行成本下 ADN 中可再生能源的消纳情况。该方法具有高效的求解效率,并对多目标规划问题的帕累托前沿进行了全面的探索,为 ADN 中基于可再生能源的 DER 与储能装置的规划配置提供了更科学且客观的决策支持。

## 1 主动配电网源荷协同规划模型结构

### 1.1 主动配电网典型结构

鉴于 ADN 可能包含的各类分布式资源和灵活可调节负荷,本文仅关注最具有典型性和代表性的 ADN 类型之一,它由分布式风机、太阳能电池板、柴油发电机、ESS 以及电动汽车、空调等需求响应资源组成,如图 1 所示。所提出的规划配置模型致力于寻求属于发电侧(不包括柴油发电机)的容量最佳组合。在本文所设置 ADN 的柴油发电机模型中,配置于主网节点处的柴油发电机用来等效输电网传递功率,其余柴油发电机为核心负荷紧急供电,发电成本较高,只有在功率平衡约束无法满足时参与发电。

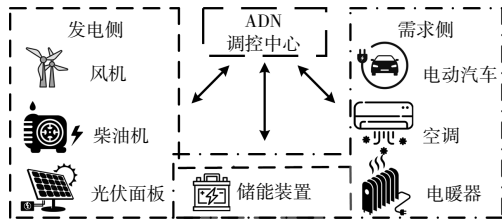


图 1 ADN 结构示意图

Fig.1 The structure of ADN

### 1.2 主动配电网多目标源储协同配置模型

#### 1.2.1 上层优化模型

为了在 ADN 的规划中充分平衡经济性与环保性,本模型上层共设定两个待优化目标函数,分别为配电网年均总成本  $f_1(x)$  和年消纳可再生能源功率(取负)  $f_2(x)$ 。

$$\begin{cases} \min f_1(x) = C_{op} + C_{inv} \\ \min f_2(x) = -T_d/T \sum_{t=1}^T P_{res,t} \end{cases} \quad (1)$$

式中:  $T_d, T$  分别为系统模拟仿真总周期和系统调

度运行模拟仿真总时间,本文中分别为 365 d 和 96 h(4 个典型日);系数  $T_d/T$  将运行模拟仿真总时间内得出的运行成本转换为整年运行成本;  $C_{op}, C_{inv}$  分别为 ADN 年运行成本与年化投资建设成本,元;  $P_{res,t}$  为 ADN 在  $t$  时刻所消纳的风电功率与太阳能功率的总和, MW。

$$C_{inv} = \gamma_{ess} \sum_{i=1}^{N_{ess}} S_{ess,i} + \gamma_w \sum_{i=1}^{N_w} P_{w,i}^{rated} + \gamma_{pv} \sum_{i=1}^{N_{pv}} P_{pv,i}^{rated} \quad (2)$$

$$\gamma_s = \frac{\tau(1+\tau)^T}{(1+\tau)^T - 1}, s = \text{ess, w, pv} \quad (3)$$

式中:  $N_{pv}, N_w, N_{ess}$  分别为光伏电站、风电场和 ESS 的数量;  $S_{ess,i}$  为第  $i$  个 ESS 的额定容量, MW·h;  $P_{w,i}^{rated}$  和  $P_{pv,i}^{rated}$  分别为第  $i$  个分布式风机和太阳能电池板的额定功率, MW;  $\gamma_s$  为设备  $s$  的资本回收系数,元/MW;  $\tau$  为贴现率,%;  $T_s$  为设备  $s$  的设计运行年限, a。

#### 1.2.2 下层运行仿真模型

下层运行仿真模型为二次规划模型,目标函数为式(1)中的 ADN 年均运行成本最小。

$$\min C_{op} = T_d/T (C_{gen} + C_{dr} + C_{mni}) \quad (4)$$

$$\begin{cases} C_{gen} = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{t=1}^T (aP_{g,i,t}^2 + bP_{g,i,t} + c) \\ C_{dr} = \sum_{i=1}^{N_{dr}} \sum_{t=1}^T (E_i P_{dr,i,t}) \\ C_{mni} = \sigma \sum_{i=1}^{N_{ess}} \sum_{t=1}^T P_{ess,i,t} \end{cases} \quad (5)$$

式中:  $C_{in}, C_{gen}, C_{mni}$  分别为柴油机发电成本、需求侧响应调度成本以及 ESS 维护成本,元;  $N_g$  和  $N_{dr}$  分别为柴油发电机和需求响应资源的数量;  $P_{g,i,t}$  为第  $i$  台柴油发电机在  $t$  时刻的输出有功功率, MW;  $a, b, c$  为柴油发电机发电成本参数,元/MW;  $E_i$  为需求侧响应资源在  $t$  时刻的调度成本,元/MW;  $P_{dr,i,t}$  为第  $i$  个需求侧响应资源在  $t$  时刻的响应功率, MW;  $P_{ess,i,t}$  为第  $i$  台储能设备在  $t$  时刻的输出或输入功率,取决于其符号, MW;  $\sigma$  为储能设备的维护成本系数, MW/元。

在仿真典型场景下,运行仿真模型应满足由式(6)~(15)构成的约束条件,包括储能设备约束、可再生能源出力约束、线性化的配电网潮流约束<sup>[11]</sup>、支路功率约束、功率平衡约束、节点电压约束、柴油机出力约束。

$$P_{ess,i}^{\min} \leq P_{ess,i,t} \leq P_{ess,i}^{\max} \quad (6)$$

$$SOC^{\min} \leq SOC_{i,t} \leq SOC^{\max} \quad (7)$$

$$\begin{cases} SOC_{i,t+1} = (1-\eta)SOC_{i,t} - \lambda P_{ess,i,t} \Delta t, P_{ess,i,t} \leq 0 \\ SOC_{i,t+1} = (1-\eta)SOC_{i,t} - \frac{P_{ess,i,t}}{\lambda} \Delta t, P_{ess,i,t} \geq 0 \\ SOC_{i,0} = SOC_{i,T} \end{cases} \quad (8)$$

$$\begin{cases} 0 \leq P_{w,i,t} \leq P_{w,i,t}^{\max} = P_{w,i}^{\text{rated}} P_{w,i,t}^* \\ 0 \leq P_{pv,i,t} \leq P_{pv,i,t}^{\max} = P_{pv,i}^{\text{rated}} P_{pv,i,t}^* \end{cases} \quad (9)$$

$$\begin{cases} P_{ij,t} = \frac{r_{ij}(V_{i,t} - V_{j,t}) + x_{ij}(\delta_{i,t} - \delta_{j,t})}{r_{ij} + x_{ij}} \\ Q_{ij,t} = \frac{-r_{ij}(\delta_{i,t} - \delta_{j,t}) + x_{ij}(V_{i,t} - V_{j,t})}{r_{ij} + x_{ij}} \end{cases} \quad (10)$$

$$\begin{cases} -P_{ij}^{\max} \leq P_{ij,t} \leq P_{ij}^{\max} \\ -Q_{ij}^{\max} \leq Q_{ij,t} \leq Q_{ij}^{\max} \end{cases} \quad (11)$$

$$\begin{cases} P_{i,t} + P_{i,t}^{\text{in}} - P_{1,i,t} = 0 \\ Q_{i,t} + Q_{i,t}^{\text{in}} - Q_{1,i,t} = 0 \end{cases} \quad (12)$$

$$\begin{cases} P_{i,t}^{\text{in}} = \sum_{i,j=1, i \neq j}^{N_{br}} P_{ij,t} \\ Q_{i,t}^{\text{in}} = \sum_{i,j=1, i \neq j}^{N_{br}} Q_{ij,t} \end{cases} \quad (13)$$

$$V_i^{\min} \leq V_{i,t} \leq V_i^{\max} \quad (14)$$

$$\begin{cases} P_{g,i}^{\min} \leq P_{g,i,t} \leq P_{g,i,t}^{\max} \\ Q_{g,i}^{\min} \leq Q_{g,i,t} \leq Q_{g,i,t}^{\max} \end{cases} \quad (15)$$

$$0 \leq P_{dr,i,t} \leq P_{dr,i}^{\max} \quad (16)$$

式中:  $P_{ess,i}^{\max}, P_{ess,i}^{\min}$  分别为第  $i$  个 ESS 的输出功率和输入功率的上限和下限, MW;  $SOC_{i,t}$  为第  $i$  个储能设备在  $t$  时刻的荷电状态, %;  $SOC^{\min}, SOC^{\max}$  分别为储能设备荷电状态的下限和上限, %;  $\eta$  为电池的自放电速率, %;  $\lambda$  为储能设备的充、放电效率, %;  $\Delta t$  为仿真时间间隔, 本文中设定为 1 h;  $P_{pv,i,t}^*, P_{wind,i,t}^*$  分别为最大光伏、最大风电功率的标么值, 取决于天气条件, p.u.;  $P_{ij,t}, Q_{ij,t}$  分别为  $t$  时刻从节点  $i$  到节点  $j$  的有功和无功功率, MW/Mvar;  $V_{i,t}$  为节点  $i$  在  $t$  时刻的电压, kV;  $\delta_{i,t}, \delta_{j,t}$  分别为节点  $i, j$  在  $t$  时刻的功角, rad;  $r_{ij}, x_{ij}$  分别为支路  $ij$  的电阻和电抗,  $\Omega$ ;  $P_{ij}^{\max}, Q_{ij}^{\max}$  分别为支路  $ij$  允许的最大有功和无功功率, MW/Mvar;  $P_{i,t}, Q_{i,t}$  分别为  $t$  时

刻从 ESS、可再生能源、需求响应资源或柴油发电机注入到节点  $i$  的有功和无功功率, 取决于节点连接的设备, MW/Mvar;  $P_{i,t}^{\text{in}}, Q_{i,t}^{\text{in}}$  分别为  $t$  时刻从其他节点注入到节点  $i$  的有功和无功功率, MW/Mvar;  $N_{br}$  为支路的数量;  $V_i^{\max}, V_i^{\min}$  分别为节点  $i$  允许的电压上限和下限, kV;  $P_{g,i}^{\max}, Q_{g,i}^{\max}, P_{g,i}^{\min}, Q_{g,i}^{\min}$  分别为第  $i$  台柴油发电机的有功和无功输出的上限和下限, MW/Mvar;  $P_{g,i,t}, Q_{g,i,t}$  分别为第  $i$  台柴油发电机在  $t$  时刻的输出有功和无功功率, MW/Mvar;  $P_{dr,i}^{\max}$  为第  $i$  个需求侧响应资源的最大可响应功率, MW。

## 2 规划模型求解方法

本文在高斯过程模型和基本贝叶斯优化框架的基础上, 发展了一种多目标贝叶斯优化算法 (EBO)。该算法作为一种基于概率模型的全局优化策略, 旨在解决具有多个相互冲突目标的复杂优化问题。核心思想是利用贝叶斯推断对目标函数的概率模型进行迭代更新, 并在此基础上执行采样与评估, 以识别最优解。

具体而言, 基本的单目标贝叶斯优化的实施依赖于构建目标函数的高斯过程 (Gaussian process, GP) 模型。高斯过程作为一种连续输入空间上的随机过程, 其任意有限点集的联合分布均呈现为多元正态分布。优化过程中, 每一次迭代都会基于当前数据点集合更新 GP 模型, 利用更新后的模型预测未知点的目标函数值及其不确定性, 进而推断出最优解的可能位置, 并将其作为下一轮迭代的候选评估点。

本文通过引入超体积指标 (Hypervolume Indicator, HI) 作为评估帕累托前沿的关键指标, 将多目标优化问题等效转化为单目标优化问题。算法迭代过程中获得的非支配解集所对应的 HI 值越大, 表明其覆盖的帕累托前沿解空间体积越广泛, 能够提供更为完整和接近最优的解决方案集合。这一转换不仅简化了多目标优化问题的处理, 而且为寻找全局最优解提供了一种有效的量化手段。

本文所提多目标贝叶斯优化算法求解过程如下。

Step 1: 输入典型场景参数, 包括风电出力、光伏、电负荷数据, 以及配电网网络参数等。

Step 2:定义每个目标函数  $f_i(x)$  的先验均值函数  $m_i(x)$  和先验协方差函数  $k_i(x)$  如下:

$$\begin{cases} m_i(x)=0 \\ k_i(x,x')=\left[\sigma_f^2 \exp\left(\frac{-1}{2l^2} \|x_m-x_n\|\right)\right] \end{cases} \quad (17)$$

式中:  $\sigma_f, l$  为核函数参数,由最大似然估计法确定;  $x$  为输入决策变量;  $i$  为目标函数序号;  $x_m, x_n$  为解空间上任意两个点。

Step 3:在可行域内,随机取  $n$  个初始解  $X_0=\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ , 计算其对应的目标函数,获得初始观测集[式(18)],目标函数定义见式(1),其值通过调用 Gurobi 等商业求解器求解 1.2.2 节中建立的二次规划模型得出。

$$\begin{cases} D_t=\{X_0, F_0\}, t=0 \\ F_0=\{f_i(x_1), f_i(x_2), \dots, f_i(x_n)\}, i=1, \dots, k \end{cases} \quad (18)$$

Step 4:依据现有观测集  $D_t$  构建高斯过程模型如下:

$$\begin{cases} f_i(x) \sim \mathcal{N}[\mu_i(x), \sigma_i^2(x)], i=1, \dots, k & (19) \\ \mu_i(x) = m_i(x) + k_i(x)^T (\mathbf{K}_t + \sigma_i^2 \mathbf{I})^{-1} (\mathbf{f}_t - m_i) \\ \sigma_i^2(x) = k_i(x, x) - k_i(x)^T (\mathbf{K}_t + \sigma_i^2 \mathbf{I})^{-1} k_i(x) \\ k_i(x) = [k_i(x, x_1), \dots, k_i(x, x_{n+t})]^T & (20) \\ \mathbf{K}_t = [k_i(x_j, x_k)]_{i,j=1}^{n+t} \\ \mathbf{f}_t = [f_i(x_1), \dots, f_i(x_{n+t})]^T \\ m_i = [m_i(x_1), \dots, m_i(x_{n+t})]^T \end{cases}$$

式中:  $\sigma_i^2$  为观测噪声方差,本模型中设为一极小值( $10^{-6}$ );  $\mathbf{I}$  为单位矩阵;  $k_i$  为核函数;  $\mathbf{K}_t$  为核函数值组成的矩阵;  $\mathbf{f}_t$  为已计算出的目标函数值组成的向量;  $m_i$  为预设均值函数,通常为 0。

Step 5:HI 指标计算方法和期望超体积改进函数分别为

$$H(\mathbf{P}) = \int_{\mathbf{P}} dy \quad (21)$$

$$\alpha(x) = \mathbf{E}[H(\mathbf{P} \cup \{y(x)\}) - H(\mathbf{P})] \quad (22)$$

式中:  $\mathbf{P}$  为帕累托前沿;  $y$  为多目标函数空间上的某一点。

Step 6:使用梯度下降法求得式(22)的最大值  $\alpha^*$  所对应的  $x^*$ ,并计算对应的  $F^*$ ,以更新观测集合  $D_{t+1}=D_t \cup \{x^*, F^*\}$ 。

Step 7:令  $t=t+1$ ,重复 Step 4~6,直至达到收敛条件,并依据最终获得的帕累托前沿选择最优解。

### 3 算例分析

算例数据基于我国北方某电网的电负荷和风电、光伏实发功率全年历史数据。算例系统关键参数如表 1 所示。模拟分析在不同源储配置下 ADN 年均综合成本与消纳可再生能源功率关系,ADN 网络模型基于 IEEE-33 节点系统。

表 1 算例系统关键参数

DER 类型	参数	数值
风力发电机	投建成本/元·MW <sup>-1</sup>	150 000
	设计使用寿命/a	25
太阳能电池板	投建成本/元·MW <sup>-1</sup>	50 000
	设计使用寿命/a	25
储能设备	磷酸铁锂电池	
	投建成本/元·(MW·h) <sup>-1</sup>	125 000
	设计使用寿命/a	25
	充、放电效率/%	95

#### ①风-光-电联合场景聚类

根据我国某地全年负荷实际数据及风、光电源实发功率历史数据进行场景聚类,采用 K-means 方法进行聚类。聚类依据为日净负荷(净负荷=负荷功率-光伏功率-风电功率)的方差及均值,聚类生成的簇以及中心点如图 2 所示。

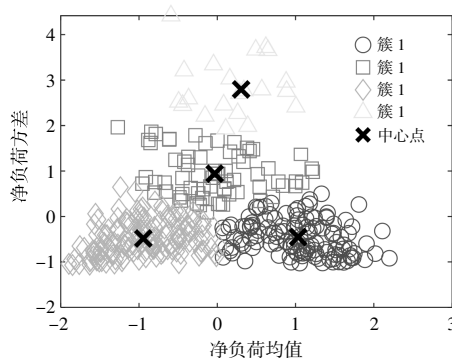


图 2 日净负荷 K-means 聚类结果

Fig.2 The outcomes of K-means clustering on the daily net load power

将距离中心点最近的场景作为典型场景,其归一化后的功率曲线如图 3 所示。

#### ②多目标贝叶斯算法优越性验证

为验证本文所提多目标贝叶斯优化算法应用于 ADN 源荷协同规划方面的优越性,从多目标规划的帕累托前沿和评价多目标问题的搜索结果的 HI 指标两个角度出发,对本文所提算法与 NSGA-II 算法以及基于随机权重将多目标规划等效为单目标规划的并行贝叶斯优化算法(PBO)<sup>[10]</sup>进行比

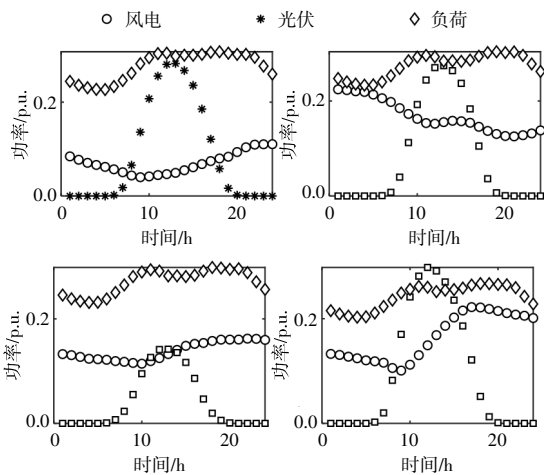


图3 各典型场景负荷、风电、光伏功率曲线

Fig.3 The curves of load power, wind power and solar power of each typical scenarios

较,各算法关键参数及仿真时间如表2所示,仿真结果如图4、图5所示。

表2 算法参数及仿真时间

Table 2 The parameters of the three algorithms and their total simulation time

算法	参数	数值	仿真时间/s
NSGA-II	种群数	6	1 202.54
	迭代次数	20	
EBO	迭代次数	20	929.72
PBO	迭代次数	20	892.64

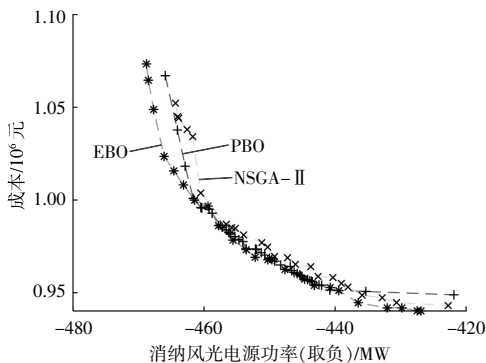


图4 各算法在相同迭代次数下得出的帕累托前沿

Fig.4 The pareto frontiers of the three algorithms after the same amount of iterations

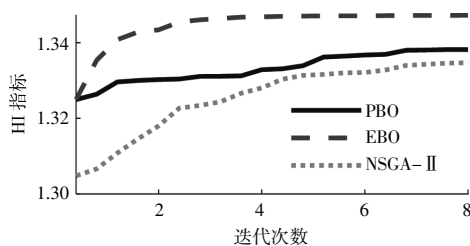


图5 HI 随迭代次数变化曲线

Fig.5 The curves of changes of HI with regard to iteration

图4展示了在总迭代次数相同的情况下, EBO获得的帕累托前沿显著优于另外两种算法,很好地实现了探索与寻优之间的平衡。与之相比, PBO尽管取得了最多的支配点个数,但是解的范围过于集中,对解空间的探索明显不足,无法给规划决策者提供足够的参考。而基于启发式算法的NSGA-II在帕累托前沿的充分性和最优性方面都逊色于两种基于贝叶斯优化的多目标优化算法。

此外,结合图5与表2可以看出,PBO尽管将多目标规划问题通过动态权重的方法等效转化为单目标规划,在计算时间上略优于EBO,但是从HI指标的变化趋势来看,EBO在优化效率方面具有显著优势,而NSGA-II在该方面仍然落后于PBO和EBO两种算法。

### ③规划结果分析

为比较协同规划方法的优势,本文通过改变规划模型的决策变量,构建了光伏储能协同规划(光储)、风电储能协同规划(风储)、风电光伏协同规划(风光)3种不同的规划方案,与本文采用的风电光伏储能协同规划(风光储)进行比较,几种不同方案所得到的帕累托前沿如图6所示,其中年成本为100万元的配置方案如图7所示。值得说明的是,本文只考虑各类资源的容量规划,各类资源的配置位置均假定为固定不可变。

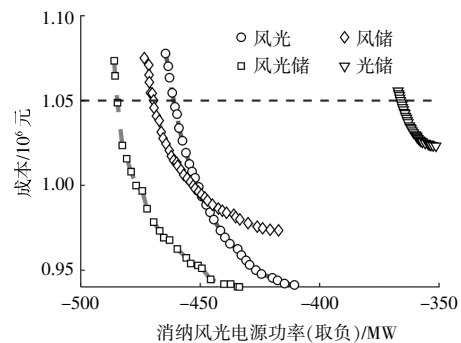


图6 不同配置方案下由EBO算法获得的帕累托前沿

Fig.6 The PFs from EBO algorithm with different configuration schemes

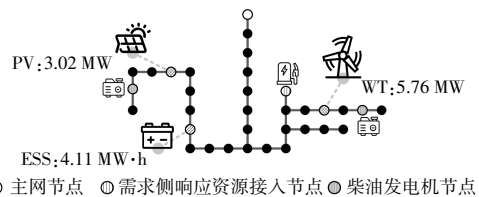


图7 最优规划配置结果

Fig.7 The optimal configuration

由图6可见,风光储协同规划方案下所获得

的帕累托前沿显著优于其他规划方案,风电、光伏的时间互补性可以为 ADN 带来更多的新能源消纳潜力,同时柴油发电机(主网供电)出力减少,进一步降低了 ADN 的运营成本。而光储配置方案由于光伏夜晚输出功率的缺失,导致其需要大量配置储能以满足负荷需求,从经济性和新能源消纳角度看都是欠佳的选择。

#### 4 结论

本文基于贝叶斯优化算法提出了一种基于超空间指标的多目标贝叶斯优化算法(EBO),该方法通过对多个目标函数的概率性建模,很好地实现了解空间的探索和单方向的寻优方面的平衡,克服了传统启发式多目标算法搜索效率低、易局部收敛的问题,为 ADN 的源荷协同规划提供了更科学的参考。仿真算例在验证上述结论的同时,证明了风光储一体化规划在 ADN 复杂场景下,在节约成本、促进可再生能源消纳方面的优势。

#### 参考文献:

- [1] 范士雄,蒲天骄,刘广一,等.主动配电网中分布式发电系统接入技术及其进展[J].电工技术学报,2016,31(S2):92-101.
- [2] 鲁宗相,李海波,乔颖.含高比例可再生能源电力系统灵活性规划及挑战[J].电力系统自动化,2016,40(13):147-158.
- [3] 王云鹏,胡健,张晓杰,等.云储能模式下分布式用户虚拟储能需求评估[J].可再生能源,2024,42(5):694-703.
- [4] 肖白,朱珈汛,刘鑫,等.基于 CRITIC 法和非合作博弈的电动汽车充电站双层规划[J].东北电力大学学报,2022,42(4):35-49.
- [5] Xuan A, Shen X, Guo Q, et al. Two-stage planning for electricity-gas coupled integrated energy system with carbon capture, utilization, and storage considering carbon tax and price uncertainties[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2022, 38(3): 2553-2565.
- [6] 曹永吉,吴秋伟,张恒旭,等.考虑分时电价和最大暂态频率偏移的储能机会约束优化配置[J].电力系统自动化,2023,47(2):61-68.
- [7] 罗毅,张岩.基于预测变异多目标粒子群算法的风-光-抽水蓄能系统日前调度[J].可再生能源,2023,41(11):1484-1490.
- [8] 胡泉,尚策,陈东文,等.考虑能量品质的区域综合能源系统多目标规划方法[J].电力系统自动化,2019,43(19):22-31,139.
- [9] 樊晓伟,王瑞妙,朱小军,等.考虑风光荷时序波动特性的配电网投资策略多目标优化[J].可再生能源,2023,41(2):268-276.
- [10] Daulton S, Balandat M, Bakshy E. Parallel bayesian optimization of multiple noisy objectives with expected hypervolume improvement [J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2021, 34: 2187-2200.

# Collaborative configuration of the distributed energy resources in an active distribution network based on the multi-objective Bayesian optimization

Hu Yajuan<sup>1</sup>, Zhang Qirui<sup>1</sup>, Liu Gang<sup>1</sup>, Yang Ruizhe<sup>2</sup>, Xu Ying<sup>2</sup>, Yi Zhongkai<sup>2</sup>

(1.State Grid Heilongjiang Electric Power Company Limited, Harbin 150000, China; 2.Harbin Institute of Technology, Harbin 150000, China)

**Abstract:** In Active Distribution Network (ADN), the penetration rate of Renewable Energy Sources (RES) is continuously increasing, leading to more complex and uncertain operational scenarios. This complexity introduces significant risks in the daily operations of ADN. This study proposes a collaborative configuration of distributed power sources within ADN to enhance the absorption capacity for renewable power. The proposed model thoroughly considers the variability of RES, the characteristics of adjustable demand response resources, the bidirectional flow of ADN, and the constraints of safe operation. To address the contradiction between the effective absorption of renewable energy and the economic operation of ADNs, this paper introduces a multi-objective Bayesian optimization algorithm based on hyper-space indicators (EBO). This method probabilistically models multiple objective functions, effectively balancing the exploration of solution space and the unidirectionality of optimization. Moreover, its computational efficiency surpasses traditional heuristic-based multi-objective planning algorithms.

**Keywords:** active distribution network; RES accommodation; distributed energy resource; multi-objective Bayesian optimization