

文章编号:1006-2467(2024)10-1524-10

DOI: 10.16183/j.cnki.jsjtu.2023.131

基于低秩逼近代理模型的 $N-1$ 安全约束 经济调度快速计算方法

陈 熠¹, 王 晗¹, 曾 丹², 严 正¹
薛必克², 赵 乐³, 熊雪君³, 冯煜尧³

(1. 上海交通大学 电力传输与功率变换控制教育部重点实验室, 上海 200240;
2. 中国电力科学研究院(南京分院), 南京 210003; 3. 国网上海市电力公司, 上海 200122)

摘要: 随着新能源并网比例不断提高, 为保障电力系统可靠运行, 安全约束经济调度(SCED)需要考虑海量的 $N-1$ 安全约束, 对模型求解造成极大的计算负担。 $N-1$ 安全约束中只有少量约束在计算过程中起作用, 剔除大量冗余约束有助于提高 SCED 模型的求解效率。提出基于低秩逼近(LRA)代理模型的 SCED 模型快速计算方法, 首先构建考虑风力发电、光伏的 SCED 模型, 并根据 SCED 模型的历史运行信息建立 LRA 代理模型; 其次基于 LRA 代理模型的估计结果辨识关键约束和构建积极约束集, 并提出基于 LRA 的 SCED 模型迭代求解流程; 最后在 IEEE 39 节点系统下进行算例仿真。仿真结果表明, LRA 代理模型与 SCED 模型的求解结果误差小于 10%, 约束辨识准确率高, 所求解流程的平均迭代求解时间降低了 50% 以上, 显著提高了 SCED 模型的求解效率。

关键词: 安全约束经济调度; 低秩逼近; 约束辨识; 积极约束集

中图分类号: TM732 **文献标志码:** A

A Fast Calculation Method for $N-1$ Security-Constrained Economic Dispatch via Low-Rank Approximation Surrogate Model

CHEN Yi¹, WANG Han¹, ZENG Dan², YAN Zheng¹
XUE Bike², ZHAO Le³, XIONG Xuejun³, FENG Yuyao³

(1. Key Laboratory of Control of Power Transmission and Conversion of the Ministry of Education, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China;
2. China Electric Power Research Institute (Nanjing Branch), Nanjing 210003, China;
3. State Grid Shanghai Municipal Electric Power Company, Shanghai 200122, China)

Abstract: With the increase in the proportion of renewable energy connected to the grid, a large number of $N-1$ security constraints should be considered in the security-constrained economic dispatch (SCED) to ensure the reliable operation of the power system, which causes a great computational burden. However, only a small number of constraints in the $N-1$ security constraints are contributing factors. Therefore, the elimination of redundant constraints can significantly improve the solution efficiency of the SCED

收稿日期: 2023-04-13 修回日期: 2023-06-16 录用日期: 2023-07-24

基金项目: 国家电网公司总部科技项目(5100-202055494A-0-0-00)

作者简介: 陈 熠(1999—), 硕士生, 从事电力市场优化调度研究。

通信作者: 王 晗, 助理研究员; E-mail: wanghan9894@sjtu.edu.cn.

model. First, a new SCED model considering wind power and photovoltaic is established, and a low-rank approximation (LRA) surrogate model is constructed based on the historical operation information of the SCED model. Then, the active constraints are identified based on the estimation results of the LRA surrogate model and the active constraint set is constructed. Next, an iterative solution process of the SCED model based on LRA surrogate model is proposed. Finally, the simulations are conducted on an IEEE 39-bus system. The simulation results show that the error between the solution results of the LRA surrogate and the SCED models is less than 10%, the active constraint identification accuracy is raised, and the average iterative solution time of the proposed solution process is reduced by more than 50%, which indicates the improvement of the solution efficiency of the SCED model.

Keywords: security-constrained economic dispatch (SCED); low-rank approximation (LRA); constraints identification; active constraint set

自工业革命以来,高速的工业发展所产生的大量温室气体对全球气候造成了巨大影响,清洁低碳的可持续发展已成为世界各国的共同目标^[1-3]. 随着我国“双碳”目标的提出,以风力发电(简称风电)、光伏为主的新能源将逐步取代传统的化石能源,我国电力系统中发电占比将逐渐提高^[4-6]. 但新能源出力具有随机性与波动性的特点,给电力系统的安全约束经济调度(security-constrained economic dispatch, SCED)带来了挑战^[7].

近年来,兼顾清洁能源的消纳与电网的可靠运行是 SCED 问题研究的重点,国内外学者对此展开了大量研究. 文献[8]中基于实际省级电网搭建了考虑新能源参与的 SCED 模型,仿真结果表明新能源报量报价参与现货市场会导致电价剧烈波动. 文献[9]中构建了计及风电出力不确定性的多时间尺度下电力系统随机优化模型,提高了电力系统运行的可靠性. 文献[10]中建立了考虑新能源发电的近实时随机前瞻经济调度模型,评估了与净负荷不确定性相关的电力系统经济风险. 文献[11]中建立了考虑光热电站深度调峰补偿的日前 SCED 模型,提高了风光消纳水平并降低了系统运行成本. 文献[12]中提出了考虑风电消纳的区域综合能源系统源-荷协调优化调度方法,促进了冷热电联供与可再生能源的协同互补. 上述文献在常规的 SCED 模型中进一步考虑了清洁能源发电,在保障电网可靠运行的前提下尽可能地消纳清洁能源,对电力系统清洁低碳运行提供了重要的模型支撑.

为了保障电力系统运行安全性,SCED 模型中需要考虑 N-1 安全约束,但海量约束条件使得 SCED 问题规模变得极为庞大,给模型的高效求解带来了严峻挑战^[13-14]. 为提高 SCED 问题的求解效率,目前常用的方法主要包括决策变量降维和约束

条件降维. 决策变量降维包括合并具有相似特性的决策变量^[15]和剔除不起作用的决策变量^[16]; 约束条件降维指辨识并剔除冗余约束,具体包括解辅助优化问题法^[17]、迭代法^[18]、代理模型法^[19]等. 决策变量降维和约束条件降维能减少 SCED 模型中决策变量和约束条件的数量,直接提高模型求解效率. 然而,在实际计算中,决策变量降维会对关键决策变量的取值产生影响,可能会影响计算结果的精度;而约束条件降维可以在求解结束后对被削减的约束进行校验,若违反约束,则将相应约束重新加入到 SCED 模型中再次进行求解,直至满足所有约束条件,因此约束条件降维可通过后验方法保证计算结果的准确性.

为提升复杂电力系统问题的计算效率,基于代理模型的方法近年来被广泛应用于电力系统分析计算,如概率潮流计算^[20]、不确定性分析^[21]等,其将原始模型替换为代理模型,在保证精度的同时显著提高了计算效率. 传统代理模型构建方法包括随机响应面法^[22]、克里金法^[23]、径向基法^[24]等,但随着输入变量维度增加,上述方法会遇到“维数灾”问题. 目前,稀疏多项式混沌展开、高斯过程回归和低秩逼近(low-rank approximation, LRA)代理模型构建方法能有效克服该问题^[25-27],为输入变量维度高、约束条件复杂的 SCED 问题快速求解研究提供了技术方法支撑.

针对考虑新能源发电的含 N-1 安全约束的 SCED 模型,采用 LRA 代理模型对约束条件进行降维,以实现模型的快速求解. 首先,构建包含风电、光伏的 SCED 模型,并阐述常规的 SCED 模型求解方法. 其次,介绍基于 LRA 算法的代理模型构建方法,并提出结合 LRA 的 SCED 高效求解算法. 最后,在 IEEE 39 节点系统下进行算例仿真,相比传

统迭代求解算法,所提算法的迭代次数显著减少,并大幅提高了求解效率.

1 SCED 模型及求解

1.1 SCED 模型

考虑高比例新能源接入,电力系统 SCED 模型以最小化发电成本、旋转备用成本、弃风弃光成本之和为目标函数:

$$\min \sum_{t \in T} \left[\sum_{g \in G} (a_g P_{g,t}^2 + b_g P_{g,t} + c_g + d_g R_{g,t}) + \sum_{w \in W} \eta_w P_{w,t}^{\text{loss}} + \sum_{v \in V} \eta_v P_{v,t}^{\text{loss}} \right] \quad (1)$$

式中: T 为时段数集合; G, W, V 分别为发电机、风电、光伏集合; $P_{g,t}$ 为发电机 g 在时段 t 的出力; $R_{g,t}$ 为发电机 g 在时段 t 的旋转备用; a_g, b_g, c_g 为发电机 g 的二次项、一次项、常数项发电成本系数; d_g 为发电机 g 的旋转备用成本系数; $P_{w,t}^{\text{loss}}, P_{v,t}^{\text{loss}}$ 分别为弃风、弃光电量; η_w, η_v 分别为弃风、弃光惩罚成本.

SCED 模型的约束条件包括:

(1) 电力平衡约束.

$$\begin{aligned} \sum_{g \in G} P_{g,t} + \sum_{w \in W} (P_{w,t} - P_{w,t}^{\text{loss}}) + \sum_{v \in V} (P_{v,t} - P_{v,t}^{\text{loss}}) &= \sum_{l \in L} P_{l,t}, \quad \forall t \in T \end{aligned} \quad (2)$$

式中: L 为负荷集合; $P_{l,t}$ 为负荷 l 在时段 t 的需求; $P_{w,t}, P_{v,t}$ 分别为风电和光伏的预测出力.

(2) 旋转备用约束.

$$\sum_{g \in G} R_{g,t} \geq \alpha \sum_{l \in L} P_{l,t}, \quad \forall t \in T \quad (3)$$

式中: α 为电网旋转备用系数.

(3) 发电机出力约束.

$$\begin{cases} P_{g,t} + R_{g,t} \leq P_g^{\max}, & \forall g \in G, \forall t \in T \\ P_{g,t} - R_{g,t} \geq P_g^{\min}, & \forall g \in G, \forall t \in T \end{cases} \quad (4)$$

式中: P_g^{\max}, P_g^{\min} 为发电机 g 的最大、最小出力.

(4) 发电机爬坡约束.

$$\begin{cases} P_{g,t+1} - P_{g,t} \leq P_g^{\text{up}}, & \forall g \in G, \forall t \in T \\ P_{g,t+1} - P_{g,t} \geq -P_g^{\text{down}}, & \forall g \in G, \forall t \in T \end{cases} \quad (5)$$

式中: $P_g^{\text{up}}, P_g^{\text{down}}$ 为发电机 g 的上、下爬坡速率限值.

(5) 弃风、弃光功率约束.

$$\begin{cases} 0 \leq P_{v,t}^{\text{loss}} \leq P_{v,t}, & \forall v \in V, \forall t \in T \\ 0 \leq P_{w,t}^{\text{loss}} \leq P_{w,t}, & \forall w \in W, \forall t \in T \end{cases} \quad (6)$$

(6) 线路潮流约束.

$$\begin{aligned} F_{s,t} = \sum_{g \in G} \pi_{s,g} P_{g,t} + \sum_{w \in W} \pi_{s,w} (P_{w,t} - P_{w,t}^{\text{loss}}) + \sum_{v \in V} \pi_{s,v} (P_{v,t} - P_{v,t}^{\text{loss}}) - \sum_{l \in L} \pi_{s,l} P_{l,t}, \\ \forall s \in S, \forall t \in T \end{aligned} \quad (7)$$

$$F_s^{\min} \leq F_{s,t} \leq F_s^{\max}, \quad \forall s \in S, \forall t \in T \quad (8)$$

式中: S 为线路集合; $F_{s,t}$ 为线路 s 在时段 t 的传输功率; $\pi_{s,g}, \pi_{s,w}, \pi_{s,v}, \pi_{s,l}$ 分别为发电机 g 、风电机组 w 、光伏 v 、负荷 l 对线路 s 的潮流转移因子; F_s^{\max}, F_s^{\min} 分别为线路 s 的潮流上、下限.

(7) $N-1$ 线路潮流安全约束.

$$\begin{aligned} F_{s,\theta,t} = \sum_{g \in G} \pi_{s,g,\theta} P_{g,t} + \sum_{w \in W} \pi_{s,w,\theta} (P_{w,t} - P_{w,t}^{\text{loss}}) + \sum_{v \in V} \pi_{s,v,\theta} (P_{v,t} - P_{v,t}^{\text{loss}}) - \sum_{l \in L} \pi_{s,l,\theta} P_{l,t}, \\ \forall s \in S, \forall \theta \in \Theta, \forall t \in T \end{aligned} \quad (9)$$

$$\begin{aligned} F_{s,\theta}^{\min} \leq F_{s,\theta,t} \leq F_{s,\theta}^{\max}, \\ \forall s \in S, \forall \theta \in \Theta, \forall t \in T \end{aligned} \quad (10)$$

式中: Θ 为 $N-1$ 线路故障集合; $F_{s,\theta,t}$ 为 $N-1$ 线路故障情况 θ 下线路 s 在时段 t 的潮流; $\pi_{s,g,\theta}, \pi_{s,w,\theta}, \pi_{s,v,\theta}, \pi_{s,l,\theta}$ 分别为发电机 g 、风电 w 、光伏 v 、负荷 l 在 $N-1$ 线路故障情况 θ 下对线路 s 的潮流转移因子; $F_{s,\theta}^{\max}, F_{s,\theta}^{\min}$ 分别为在 $N-1$ 线路故障情况 θ 下线路 s 的短期潮流上、下限. 需要注意的是,当 $N-1$ 线路故障导致某台发电机脱离电网时,将该台发电机对于主网所有线路的潮流转移因子均设为 0.

1.2 SCED 模型常规求解流程

根据文献[19]中所述,SCED 模型的常规求解方法主要为直接法和迭代法,分别如图 1(a)和图 1(b)所示. 直接法的求解流程简单,易于实现,但在考虑 $N-1$ 线路安全约束后,海量约束会导致模型求解困难,甚至无法求解;迭代法求解 SCED 模型时,事先不考虑线路约束,当线路安全校验不通过即求解结果出现越限线路时,将越限线路对应的潮流约束重新加入到原 SCED 模型中,再次进行求解,不断迭代直至线路安全校验通过,从而得到最优求解结果. 与直接法相比,迭代法虽然每次求解的模型约束较少,但是迭代次数可能较多,从而导致最终求解时间较长.

为实现考虑 $N-1$ 线路安全约束的 SCED 模型快速求解,可在迭代法的基础上,将关键线路约束在第一次迭代前加入到除去线路约束的 SCED 模型中,以减少迭代次数,提升求解效率. 因此,如何辨识关键线路约束至关重要. 目前电力系统运营商主要根据人工经验来判断线路约束是否为关键约束,缺乏一定的理论依据. 相比于人工识别,根据历史数据辨识关键线路约束更为可靠,文献[19]中提出了基于数据驱动的关键线路约束辨识方法,一定程度上提升了迭代法求解 SCED 模型的效率. 相较于现有研究,本文引入代理模型计算,从数据与模型相结合的角度实现关键线路约束的辨识,从而提升了考虑 $N-1$ 线路安全约束下 SCED 模型的求解效率.

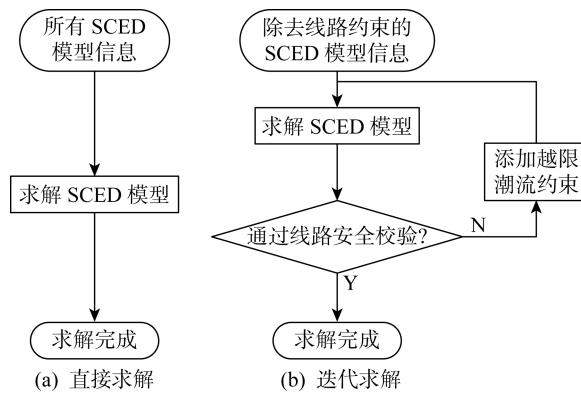


图 1 SCED 模型求解流程图

Fig. 1 Flow chart of SCED model solution

2 LRA 代理模型

2.1 基于 LRA 方法的代理模型构建

LRA 使用正则分解将期望的响应分解为秩 1 函数的和,并利用多元多项式基的张量积结构,提供高度压缩格式的多项式表示^[28]. LRA 代理模型的优点在于其所需求解的系数随着输入变量维度的增加呈线性增长,而不是指数增长,因此 LRA 方法在处理高维问题时的优势明显^[29-30].

假设存在一个复杂的函数 $Y = f(\mathbf{X})$, 其中 $\mathbf{X} = [x_1 \ x_2 \ \cdots \ x_K]$, 为 K 维输入变量. 为解决函数 $f(\cdot)$ 计算时间长的问题, 可将函数 $f(\cdot)$ 近似等效为一个可快速计算的代理模型 $f'(\cdot)$, 从而提高计算效率. 采用 LRA 方法构建代理模型, 所构建的代理模型表达如下:

$$Y \approx Y' = f'(\mathbf{X}) = \sum_{r=1}^R b_r w_r(\mathbf{X}) \quad (11)$$

式中: R 为秩 1 函数的个数; $w_r(\cdot)$ 为第 r 个秩 1 函数; b_r 为第 r 个秩 1 函数 $w_r(\cdot)$ 的权重系数. 其中, 秩 1 函数是单变量函数乘积的函数, $w_r(\cdot)$ 可表示为

$$w_r(\mathbf{X}) = \prod_{k=1}^K v_r^{(k)}(x_k) = \prod_{k=1}^K \left(\sum_{p=0}^P z_{p,r}^{(k)} \psi_p^{(k)}(x_k) \right) \quad (12)$$

式中: $v_r^{(k)}(x_k)$ 为第 r 个秩 1 函数中对应 x_k 的单变量函数, 并可将其分解为正交多项式基的组合, 包括勒让德多项式、埃尔米特多项式、拉盖尔多项式等; P 为正交多项式总阶数; $\psi_p^{(k)}(x_k)$ 为对应 x_k 的 p 阶单变量正交多项式; $z_{p,r}^{(k)}$ 为 $\psi_p^{(k)}(x_k)$ 的权重系数.

2.2 代理模型系数计算

LRA 代理模型系数计算是通过不断增加代理模型的秩, 并通过修正步骤和更新步骤中分别确定 $z_{p,r}^{(k)}$ 和 b_r 两个权重系数实现, 具体计算过程如下.

2.2.1 修正步骤 为叙述方便, 定义如下表达式:

$$\|a\|_\Omega = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{m=1}^M [a(\mathbf{X}_m)]^2} \quad (13)$$

式中: $a(\cdot)$ 为任意函数; Ω 为样本空间, $\Omega = \{\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_M\}$; M 为输入样本集的样本规模; $\mathbf{X}_m = [x_{m,1} \ x_{m,2} \ \cdots \ x_{m,K}]$ 为第 m 个输入样本.

对于每一维输入变量 x_k , 其在第 r 个秩 1 函数下的单变量正交多项式的权重系数 $z_r^{(k)}$ ($z_r^{(k)} = [z_{1,r}^{(k)} \ z_{2,r}^{(k)} \ \cdots \ z_{P,r}^{(k)}]$) 可以通过求解如下最小化问题的方式获得:

$$z_r^{(k)} = \arg \min_{\alpha} \|f - \sum_{i=1}^{r-1} b_i w_i - \left(\prod_{j=1, j \neq k}^K v_r^{(j)} \right) \left(\sum_{p=0}^P \alpha_p \psi_p^{(k)} \right) \|_\Omega \quad (14)$$

式中: $\alpha = [\alpha_1 \ \alpha_2 \ \cdots \ \alpha_P]$, 为待求解变量. 式(14)可解释为通过增加新的秩 1 函数来减小代理模型与原函数之间的平方和误差, 从而起到修正代理模型的作用. 其可以采用交替最小二乘法(ALS)进行迭代求解, 即每次优化求解权重系数 $z_r^{(k)}$ 时, 固定其他权重系数 $z_r^{(j)} (j \neq k)$ 的值, 不断重复迭代直至两次连续迭代中相对经验误差的减小量小于设定值, 具体步骤可参见文献[31].

2.2.2 更新步骤 修正步骤结束后, 优化求解并更新各个秩 1 函数的权重系数:

$$b = \arg \min_{\beta} \|f - \sum_{i=1}^r \beta_i w_i\|_\Omega \quad (15)$$

式中: $b = [b_1 \ b_2 \ \cdots \ b_r]$; $\beta = [\beta_1 \ \beta_2 \ \cdots \ \beta_r]$, 为待求解变量. 最小化问题可以采用普通最小二乘法(OLS)进行求解^[32].

2.3 最佳秩的选取

在上节的修正步骤和更新步骤中, 代理模型的秩不断增加. 当代理模型的秩增加并不能提升代理模型的精度时, 秩为代理模型最佳秩 R^{opt} . 代理模型最佳秩 R^{opt} 的选取可采用 N -折交叉验证(N -fold cross validation)的方法: 将 M 个输入样本等分成 N 份, 取其中一份作为测试集 Ω^{TS} , 其余 $N-1$ 份作为训练集 Ω^{TR} , 测试集 Ω^{TS} 用于评估采用训练集 Ω^{TR} 构建的 LRA 代理模型的误差:

$$\epsilon = \frac{\|f - f^{\text{TR}}\|_{\Omega^{\text{TS}}}}{V(\mathbf{Y}^{\text{TS}})} \quad (16)$$

式中: f^{TR} 为采用训练集 Ω^{TR} 构建的 LRA 代理模型; \mathbf{Y}^{TS} 为以测试集 Ω^{TS} 输入到代理模型 f^{TR} 后的输出结果; $V(\mathbf{Y}^{\text{TS}})$ 为代理模型输出的经验方差, 具体为

$$V(\mathbf{Y}^{\text{TS}}) = \frac{1}{M^{\text{TS}} - 1} \sum_{m=1}^{M^{\text{TS}}} \left(Y_m^{\text{TS}} - \frac{1}{M^{\text{TS}}} \sum_{j=1}^{M^{\text{TS}}} Y_j^{\text{TS}} \right)^2 \quad (17)$$

式中: M^{TS} 为测试集中的输入样本集个数; Y_m^{TS} 为测

试集 Ω^{TS} 中第 m 个输入样本下代理模型的输出结果。

通过更换测试集,可以得到 N 个代理模型,其平均误差可以视为代理模型的泛化误差,当该泛化误差随着代理模型秩的增加而不再减小时,代理模型的秩为最佳秩 R^{opt} . 确定最佳秩 R^{opt} 后,采用完整的样本空间 Ω 来构建 LRA 代理模型。同理,最佳阶数 P^{opt} 的选取也采用 N -折交叉验证方法,不再赘述。

3 基于 LRA 的 SCED 快速求解算法

基于历史数据信息,构建 LRA 代理模型,其中负荷需求、风电出力和光伏出力作为 LRA 代理模型的输入,线路潮流作为代理模型的输出。进而,在给定新的输入数据(负荷需求、风电出力和光伏出力)后,即可通过 LRA 代理模型迅速得出线路潮流的估计值,从而判断对应的线路潮流约束是否为关键约束,判断依据如下:

$$F_s^{\max} - \hat{F}_{s,t} \leq \tau \quad (18)$$

$$\hat{F}_{s,t} - F_s^{\min} \leq \tau \quad (19)$$

$$F_{s,\theta}^{\max} - \hat{F}_{s,\theta,t} \leq \tau \quad (20)$$

$$\hat{F}_{s,\theta,t} - F_{s,\theta}^{\min} \leq \tau \quad (21)$$

式中: $\hat{F}_{s,t}$ 为线路 s 在时段 t 的潮流估计值; $\hat{F}_{s,\theta,t}$ 为 $N-1$ 线路故障情况 θ 下线路 s 在时段 t 的潮流估计值; τ 为一个较小的正值。

当 $\hat{F}_{s,t}$ 满足式(18)或式(19)时,对应的约束为关键约束;当 $\hat{F}_{s,\theta,t}$ 满足式(20)或式(21)时,对应的约束为关键约束。利用 LRA 代理模型识别出关键线路约束,构建积极约束集,从而减少模型中约束数量。基于 LRA 的 SCED 模型快速求解流程如图 2 所示,与图 1(b)的迭代求解流程相比,所提方法将通过 LRA 代理模型构建的积极约束集提前加入到

SCED 模型中,从而减少线路安全校验迭代次数,提高求解效率。值得注意的是,尽管 LRA 代理模型的计算存在误差,识别出的关键线路约束也存在误差,但由于迭代计算流程中包含线路安全校验环节,基于 LRA 的 SCED 模型求解得到的结果将和图 1 的直接法和迭代法的求解结果一致。为便于区分,下文将图 1(b)中的迭代法称为普通迭代法,将图 2 中采用 LRA 代理模型的迭代法称为基于 LRA 的迭代法。

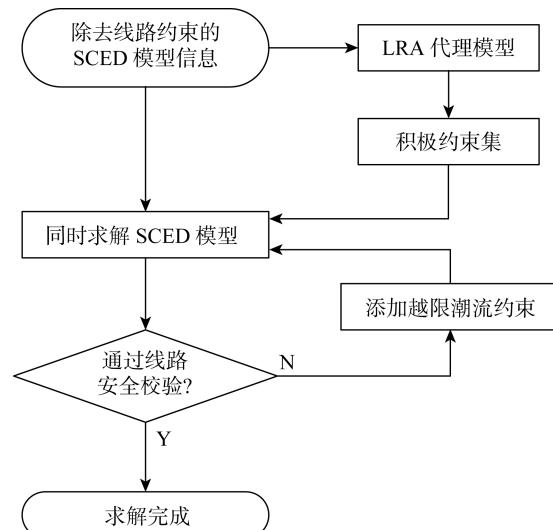


图 2 基于 LRA 的 SCED 模型求解流程图

Fig. 2 Flow chart of LRA-based SCED model solution

4 算例分析

4.1 算例数据

在 IEEE 39 节点系统下进行仿真验证,目前调度阶段发电机数据如表 1 所示,并在节点 36、37 接入风电,在节点 38、39 接入光伏,风电、光伏出力分别如图 3(a) 和 3(b) 所示,弃风、弃光成本均为 40 元/(MW·h),负荷采用标准负荷需求曲线,其中不同节点的日负荷最大值不同,具体如图 4 所示。

表 1 日前调度阶段成本发电机数据

Tab. 1 Data of generators in day-ahead dispatch stage

发电机	所在节点	二次项发电成本系数/ [元·(MW ² ·h) ⁻¹]	一次项发电成本系数/ [元·(MW·h) ⁻¹]	常数项发电成本系数/ (元·h ⁻¹)	备用成本系数/ [元·(MW·h) ⁻¹]
G_1	节点 30	0.226	30.42	786.80	20
G_2	节点 31	0.588	65.12	451.32	15
G_3	节点 32	0.665	60.40	1 049.50	10
G_4	节点 33	0.468	63.12	251.32	12
G_5	节点 34	0.687	54.24	670.11	16
G_6	节点 35	0.698	55.48	469.31	13

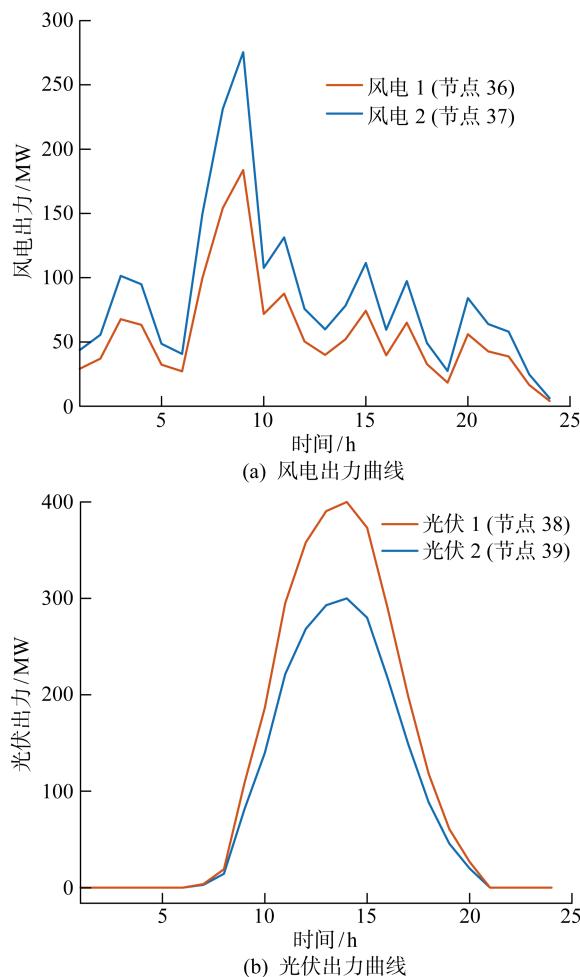


图 3 风电、光伏出力曲线

Fig. 3 Wind and photovoltaic power output

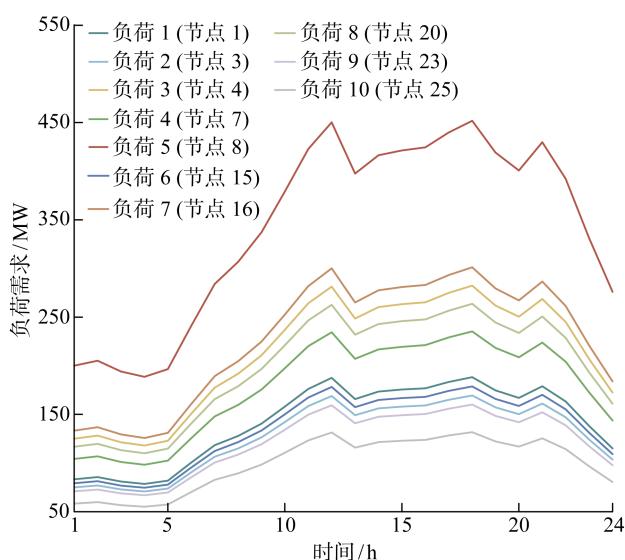


图 4 不同节点的负荷需求

Fig. 4 Load demand of different nodes

假设风电、光伏在 $\pm 20\%$ 范围内波动, 负荷在 $\pm 10\%$ 范围内波动, 并满足均匀分布, 随机生成

2 000 个样本作为电力市场的历史运行信息, 通过 UQLab 构建 LRA 代理模型^[33]. 算例在 Intel Core i7-8550U CPU@1.80 GHz, 16 GB RAM 的硬件环境下进行仿真, SCED 模型通过 MATLAB R2020b 调用 Gurobi 求解器进行求解.

4.2 SCED 求解结果分析

采用图 1(b)所示的普通迭代法求解所构建的 SCED 模型, 求解时间为 119.8 s, 总成本为 1 644 370 元, 其中发电成本为 1 613 940 元, 备用成本为 25 739 元, 弃风成本为 2 669 元, 弃光成本为 2 022 元. 可以看出, 为了满足电网安全经济运行, 存在弃风、弃光现象.

具体的发电机出力曲线如图 5 所示, 从图中可以看出, 发电机 1 在时段 10~24 h 几乎处于最大出力状态, 因为其发电成本低, 而在时段 1~5 h 由于其他发电机处于最小出力, 发电机 1 并不能达到其最大出力. 在时段 17~22 h, 负荷需求较高而风光电出力较少, 发电成本相对较高的发电机 2~4 出力增加以满足负荷需求.

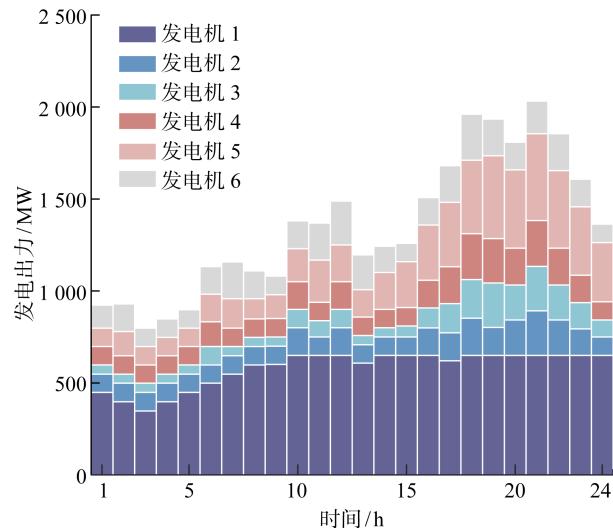
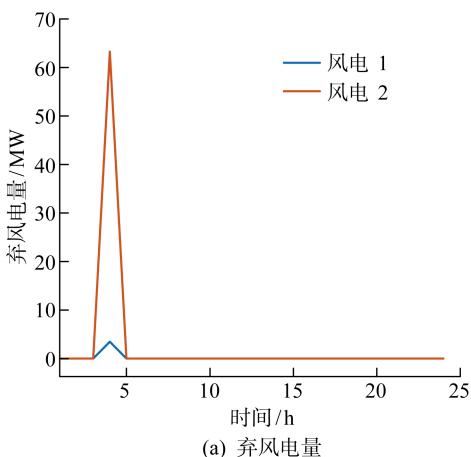


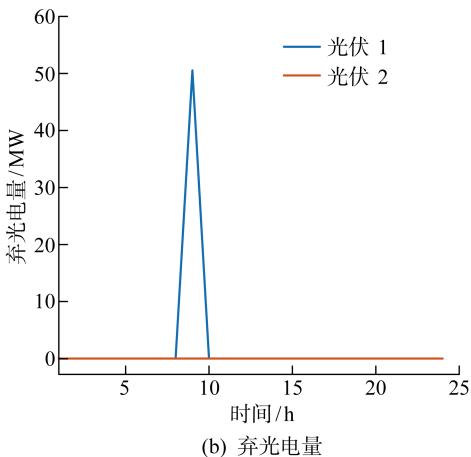
图 5 发电机出力曲线

Fig. 5 Generator power output

弃风、弃光电量如图 6 所示, 其中在第 4 h 和第 9 h 分别产生弃风、弃光现象, 但产生弃风、弃光现象的原因不同. 第 4 h 弃风是为了提高电网运行的经济性, 因为第 5 h 与第 4 h 的净负荷之差大于发电机 1 的最大爬坡速率, 如果不弃风则其他机组在第 5 h 的出力增加成本大于第 4 h 弃风成本; 第 9 h 弃光是为了保障电网运行的安全性, 因为第 9 h 的净负荷大幅低于第 10 h 的净负荷, 所有发电机的最大爬坡速率小于第 10 h 与第 9 h 的净负荷之差, 所以受到爬坡约束限制而弃光.



(a) 弃风电量



(b) 弃光电量

图 6 弃风、弃光电量

Fig. 6 Electricity of wind power loss and photovoltaic power loss

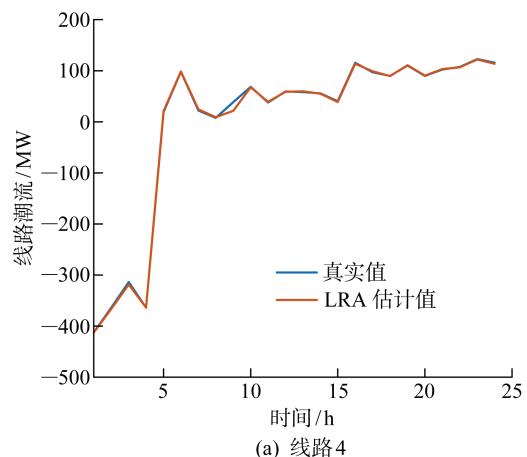
4.3 LRA 代理模型求解结果

基于电力市场的历史运行信息构建立 LRA 代理模型后,输入本次市场运行信息,得出 LRA 代理模型对线路潮流的估计结果。以 N-1 场景中的线路 13 开断为例,观察并比较 LRA 代理模型计算结果与真实计算结果,如图 7 所示。图中选取各时段均未达到潮流限值的线路 4 与部分时段达到潮流限值的线路 5 进行分析,可以发现:当潮流未达到限值时,LRA 代理模型计算结果与真实计算结果十分接近;当潮流达到限值时,LRA 代理模型计算结果的误差相对大一些,但是误差仍在可接受范围内。

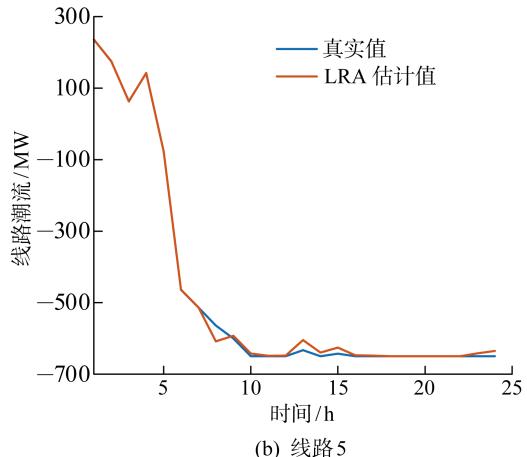
为评估 LRA 代理模型的准确性,定义时段 t 下 LRA 估计值的平均误差为

$$\delta_t = \frac{1}{N^S + N^{\Theta, S}} \times \left(\sum_{s \in S} \left| \frac{\hat{F}_{s,t} - F_{s,t}}{F_{s,t}} \right| + \sum_{\theta \in \Theta} \sum_{s \in S} \left| \frac{\hat{F}_{s,\theta,t} - F_{s,\theta,t}}{F_{s,\theta,t}} \right| \right), \quad \forall t \in T \quad (22)$$

式中: N^S 为正常运行下的线路总和; $N^{\Theta, S}$ 为所有



(a) 线路 4



(b) 线路 5

图 7 LRA 估计值与真实值对比

Fig. 7 Comparison of LRA estimated results with true values

$N-1$ 故障场景下的线路总和。

各时段 LRA 估计值的平均误差如图 8 所示,可以发现所有时段的误差都小于 10%,说明 LRA 代理模型的计算准确性,能够有效识别关键约束。而第 4、9~10、15~16 h 的误差相对较大,其原因在于在该时段下,多条线路潮流处于临界状态。在不同的

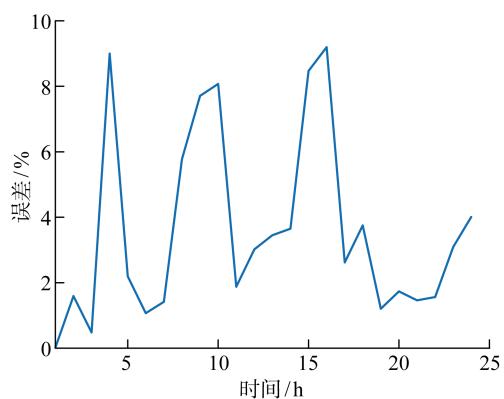


图 8 各时段 LRA 估计值的平均误差

Fig. 8 Mean errors of LRA estimated results

负荷需求、风电、光伏出力条件下,线路潮流约束可能起作用,也可能不起作用,这对 LRA 代理模型的精度造成了影响。

根据 LRA 代理模型的计算结果,能够识别出线路约束中存在关键约束 2 163 条,占总线路约束的 2.3%,剔除冗余约束能大幅提高 SCED 模型的求解效率。

4.4 基于 LRA 的 SCED 模型求解效率分析

虽然算例分析说明了 LRA 代理模型精度高,但对实际 SCED 模型中的线路约束辨识仍会存在误差,即辨识出的关键线路约束中可能存在冗余约束,或者冗余约束中可能存在关键线路约束。由于本文 SCED 模型的求解采取如图 2 所示的迭代法,包含了线路安全校验环节,通过迭代能保证所有关键线路约束都能被考虑到 SCED 模型中,所以确保了方法的求解结果与普通 SCED 求解方法结果一致。

为检验所提基于 LRA 的迭代法求解 SCED 模型的高效性,随机生成 100 个 LRA 代理模型训练样本外的新样本,与普通迭代法进行对比,两种求解方法的迭代次数如图 9 所示。整体来看,基于 LRA 的迭代法比普通迭代法的迭代次数少,说明 LRA 代理模型辨识的关键约束较为准确,能够有效减少求解 SCED 模型的迭代次数。此外,有 22 个样本外模型采用基于 LRA 的迭代法,无需迭代便能求解,说明 LRA 代理模型辨识出了这 22 个样本外模型。

中的所有关键线路约束。

进一步对比两种求解方法的计算时间,结果如表 2 所示,其中“空白”表示无此项, e_{itr} 为迭代次数。从表中可以看出,随着迭代次数的增加,两种迭代求解方法的求解时间增加。并且,相比于普通迭代法,基于 LRA 的迭代法因迭代次数较少而总平均求解时间较短。此外,采用图 1(a)中的直接求解法所需要的平均求解时间为 117.64 s,远大于普通迭代法和基于 LRA 的迭代法,原因为一次性处理海量的 N-1 线路安全约束需要耗费大量时间。

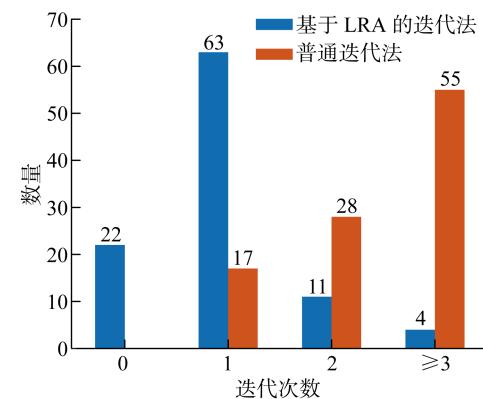


图 9 普通迭代法与基于 LRA 的迭代法迭代次数对比

Fig. 9 Comparison of number of iterations between the ordinary iterative method and the LRA-based iterative method

表 2 两种迭代法的计算时间对比

Tab. 2 Comparison of computation time of two iterative methods

求解方法	平均求解时间/s				总平均求解时间/s
	$e_{itr}=0$	$e_{itr}=1$	$e_{itr}=2$	$e_{itr}\geq 3$	
普通迭代法		5.48	7.92	15.27	11.54
基于 LRA 的迭代法	2.94	5.17	7.33	10.04	5.11

5 结论

为高效求解包含海量 N-1 安全约束的 SCED 模型,提出基于 LRA 代理模型的迭代求解方法,并通过算例仿真验证了所提方法的有效性,主要结论如下:

(1) 对于含高比例新能源发电的 SCED 问题,当净负荷波动较大时,存在弃风、弃光现象以保障电网安全经济运行。

(2) 通过大量历史数据样本训练所得的 LRA 代理模型精度较高,对线路潮流的估计值较为准确,能够准确地辨识出关键线路约束。

(3) 相较于常规 SCED 迭代求解方法所得结

果,基于 LRA 代理模型的 SCED 问题计算结果具有较高的准确性,迭代次数相对较少,求解时间大幅减小。

随着全国统一电力市场的开展,可进一步考虑省间市场的因素,在 SCED 模型中加入跨省联络线输电的影响。

参考文献:

- [1] 黄强,郭怿,江建华,等.“双碳”目标下中国清洁电力发展路径[J].上海交通大学学报,2021,55(12):1499-1509.
HUANG Qiang, GUO Yi, JIANG Jianhua, et al. Development pathway of China's clean electricity un-

- der carbon peaking and carbon neutrality goals[J]. **Journal of Shanghai Jiao Tong University**, 2021, 55(12): 1499-1509.
- [2] 姜海洋, 杜尔顺, 金晨, 等. 高比例清洁能源并网的跨国互联电力系统多时间尺度储能容量优化规划[J]. **中国电机工程学报**, 2021, 41(6): 2101-2114. JIANG Haiyang, DU Ershun, JIN Chen, et al. Optimal planning of multi-time scale energy storage capacity of cross-national interconnected power system with high proportion of clean energy[J]. **Proceedings of the CSEE**, 2021, 41(6): 2101-2114.
- [3] CHENG J H, YI J H, DAI S, et al. Can low-carbon city construction facilitate green growth? Evidence from China's pilot low-carbon city initiative[J]. **Journal of Cleaner Production**, 2019, 231: 1158-1170.
- [4] WANG Y, ZHANG D Y, JI Q, et al. Regional renewable energy development in China: A multidimensional assessment[J]. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, 2020, 124: 109797.
- [5] 陈文澈乐, 向月, 彭光博, 等.“双碳”目标下电力系统供给侧形态发展系统动力学建模与分析[J]. **上海交通大学学报**, 2021, 55(12): 1567-1576. CHEN Wenzheng, XIANG Yue, PENG Guangbo, et al. System dynamic modeling and analysis of power system supply side morphological development with dual carbon targets[J]. **Journal of Shanghai Jiao Tong University**, 2021, 55(12): 1567-1576.
- [6] 张智刚, 康重庆. 碳中和目标下构建新型电力系统的挑战与展望[J]. **中国电机工程学报**, 2022, 42(8): 2806-2818. ZHANG Zhigang, KANG Chongqing. Challenges and prospects of building a new power system under the goal of carbon neutrality[J]. **Proceedings of the CSEE**, 2022, 42(8): 2806-2818.
- [7] DU E S, ZHANG N, HODGE B M, et al. The role of concentrating solar power toward high renewable energy penetrated power systems[J]. **IEEE Transactions on Power Systems**, 2018, 33(6): 6630-6641.
- [8] 魏利屾, 冯宇昂, 方家琨, 等. 现货市场环境下新能源并网接入对市场出清的影响[J]. **上海交通大学学报**, 2021, 55(12): 1631-1639. WEI Lishen, FENG Yuang, FANG Jiakun, et al. Impact of renewable energy integration on market-clearing results in spot market environment[J]. **Journal of Shanghai Jiao Tong University**, 2021, 55(12): 1631-1639.
- [9] WU H Y, KRAD I, FLORITA A, et al. Stochastic multi-timescale power system operations with variable wind generation[J]. **IEEE Transactions on Power Systems**, 2017, 32(5): 3325-3337.
- [10] GU Y Z, XIE L. Stochastic look-ahead economic dispatch with variable generation resources[J]. **IEEE Transactions on Power Systems**, 2017, 32(1): 17-29.
- [11] 崔杨, 于世鹏, 张节潭, 等. 考虑光热电站调峰补偿的高比例新能源电力系统经济调度[J]. **中国电机工程学报**, 2023, 43(13): 4922-4934. CUI Yang, YU Shipeng, ZHANG Jietan, et al. Economic dispatch of high-proportion renewable energy power system considering peak-shaving compensation of concentrating solar power plant[J]. **Proceedings of the CSEE**, 2023, 43(13): 4922-4934.
- [12] 崔杨, 姜涛, 仲悟之, 等. 考虑风电消纳的区域综合能源系统源荷协调经济调度[J]. **电网技术**, 2020, 44(7): 2474-2482. CUI Yang, JIANG Tao, ZHONG Wuzhi, et al. Coordinated economic dispatch of source and load of regional comprehensive energy system considering wind power consumption[J]. **Power System Technology**, 2020, 44(7): 2474-2482.
- [13] 张衡, 程浩忠, 张建平, 等. 高比例风电背景下计及N-1安全网络约束的发输电优化规划[J]. **中国电机工程学报**, 2018, 38(20): 5929-5936. ZHANG Heng, CHENG Haozheng, ZHANG Jianping, et al. Generation and transmission expansion planning considering N-1 security constraints with high penetration of wind power[J]. **Proceedings of the CSEE**, 2018, 38(20): 5929-5936.
- [14] 赵博石, 胡泽春, 宋永华. 考虑N-1安全约束的含可再生能源输电网结构鲁棒优化[J]. **电力系统自动化**, 2019, 43(4): 16-24. ZHAO Boshi, HU Zechun, SONG Yonghua. Robust optimization of transmission topology with renewable energy sources considering N-1 security constraint [J]. **Automation of Electric Power Systems**, 2019, 43(4): 16-24.
- [15] 宋嗣博, 郭红霞, 杨萍, 等. 基于节点边际电价的电力市场分区策略研究[J]. **电力建设**, 2017, 38(9): 132-138. SONG Sibo, GUO Hongxia, YANG Ping, et al. Electricity market partitioning strategy based on locational marginal price[J]. **Electric Power Construction**, 2017, 38(9): 132-138.
- [16] TAN Z F, ZHONG H W, XIA Q, et al. Non-iterative multi-area coordinated dispatch via condensed system representation[J]. **IEEE Transactions on Power Systems**, 2021, 36(2): 1594-1604.
- [17] 王砚平. 安全约束机组组合问题的冗余约束削减方

- 法研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2021.
- WANG Yanping. Research on redundancy constraint reduction method for unit commitment problem with safety constraints[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2021.
- [18] SANTOS XAVIER A, QIU F, WANG F Y, et al. Transmission constraint filtering in large-scale security-constrained unit commitment[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2019, 34(3): 2457-2460.
- [19] 朱正春, 杨知方, 余娟, 等. 面向小样本场景的数据驱动安全约束经济调度快速计算方法[J]. *中国电机工程学报*, 2022, 42(12): 4430-4439.
- ZHU Zhengchun, YANG Zhifang, YU Juan, et al. Fast calculation method of data-driven security constrained economic scheduling for small sample scenarios[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2022, 42(12): 4430-4439.
- [20] NI F, NGUYEN P H, COBBEN J F G. Basis-adaptive sparse polynomial chaos expansion for probabilistic power flow[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2017, 32(1): 694-704.
- [21] WANG X T, LIU R P, WANG X Z, et al. A data-driven uncertainty quantification method for stochastic economic dispatch[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2022, 37(1): 812-815.
- [22] 孙鑫, 陈金富, 段献忠, 等. 计及高维随机变量的随机响应面法概率潮流计算[J]. *中国电机工程学报*, 2018, 38(9): 2551-2560.
- SUN Xin, CHEN Jinfu, DUAN Xianzhong, et al. Probabilistic power flow calculation by random response surface method considering high-dimensional random variables[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2018, 38(9): 2551-2560.
- [23] XIA B, REN Z Y, KOH C S. Utilizing kriging surrogate models for multi-objective robust optimization of electromagnetic devices[J]. *IEEE Transactions on Magnetics*, 2014, 50(2): 693-696.
- [24] 陈乾, 张沈习, 程浩忠, 等. 基于径向基函数随机响应面法的综合能源系统概率能流计算[J]. *中国电机工程学报*, 2022, 42(22): 8075-8088.
- CHEN Qian, ZHANG Shenxi, CHENG Haozhong, et al. Probabilistic energy flow calculation for integrated energy systems based on radial basis function-stochastic response surface method[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2022, 42(22): 8075-8088.
- [25] 何琨, 徐潇源, 严正, 等. 基于稀疏多项式混沌展开的孤岛微电网概率潮流计算[J]. *电力系统自动化*, 2019, 43(2): 67-75.
- HE Kun, XU Xiaoyuan, YAN Zheng, et al. Probabilistic power flow calculation of islanded microgrid based on sparse polynomial chaos expansion[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2019, 43(2): 67-75.
- [26] 方晓涛, 严正, 王晗, 等. 考虑源-荷随机-模糊特征的配电网潮流不确定性量化方法[J]. *中国电机工程学报*, 2022, 42(20): 7509-7523.
- FANG Xiaotao, YAN Zheng, WANG Han, et al. Uncertainty quantification method of distribution network power flow considering the random and fuzzy characteristics of source-load[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2022, 42(20): 7509-7523.
- [27] 潘忠美, 刘健, 吴建中, 等. 基于低秩逼近法的下垂控制孤岛微电网三相概率潮流计算[J]. *中国电机工程学报*, 2020, 40(20): 6506-6515.
- PAN Zhongmei, LIU Jian, WU Jianzhong, et al. Three-phase probabilistic power flow calculation of sag control islet microgrid based on low rank approximation method[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2020, 40(20): 6506-6515.
- [28] KONAKLI K, SUDRET B. Polynomial meta-models with canonical low-rank approximations: Numerical insights and comparison to sparse polynomial chaos expansions[J]. *Journal of Computational Physics*, 2016, 321: 1144-1169.
- [29] DOOSTAN A, VALIDI A, IACCARINO G. Non-intrusive low-rank separated approximation of high-dimensional stochastic models[J]. *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, 2013, 263: 42-55.
- [30] SHENG H, WANG X Z. Probabilistic power flow calculation using non-intrusive low-rank approximation method[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2019, 34(4): 3014-3025.
- [31] CHEVREUIL M, LEBRUN R, NOUY A, et al. A least-squares method for sparse low rank approximation of multivariate functions[J]. *ASA Journal on Uncertainty Quantification*, 2015, 3(1): 897-921.
- [32] RAMOS C J, MARTINS A P, CARVALHO A S. Frequency and phase-angle estimation using ordinary least squares[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2015, 62(9): 5677-5688.
- [33] MARELLI S, SUDRET B. UQLab: A framework for uncertainty quantification in Matlab[C]// Proc. 2nd Int. Conf. on Vulnerability, Risk Analysis and Management (ICVRAM2014). Liverpool, United Kingdom: American Society of Civil Engineers, 2014: 2554-2563.