

面向新能源不确定性的储能系统优化运行策略

任娟,宋海明,辛超山,卫俊辰

(国网新疆电力有限公司经济技术研究院,新疆 乌鲁木齐 830011)

摘要:储能是一种应对新能源高渗透电力系统不确定性的优质的灵活性资源,在考虑储能寿命损耗的前提下制定满足系统不确定性需求的储能优化运行策略具有重要意义。为此,提出一种面向新能源出力不确定性的储能优化运行策略。首先,针对新能源高渗透电力系统中新能源出力不确定性难以量化的问题,采用分位数回归分析和高斯混合模型相结合的方法,生成新能源功率集合以描述其不确定性;然后,基于储能寿命损耗模型,构建含储能的新能源高渗透电力系统多场景优化运行模型,计算得到满足系统调节需求且经济最优的储能优化运行功率;最后,基于某区域电网实际运行数据进行算例仿真,验证所提优化运行策略的效果,并分析了满足不同新能源不确定性场景需求的储能最优运行结果。

关键词:新能源不确定性;储能优化运行策略;分位数回归分析;高斯混合模型;储能寿命损耗模型

中图分类号:TM28 **文献标识码:**A **DOI:**10.19457/j.1001-2095.dqed25973

Optimization Operation Strategy of Energy Storage System for the Uncertainty of New Energy

REN Juan, SONG Haiming, XIN Chaoshan, WEI Junchen

(Economic and Technical Research Institute of State Grid Xinjiang Electric Power Co., Ltd.,
Urumqi 830011, Xinjiang, China)

Abstract: Energy storage is a kind of high-quality flexible resource to deal with the uncertainty of power systems with high penetration of new energy. It is of great significance to develop an optimized operation strategy for energy storage that meets the uncertain demands of the system while considering the life loss of energy storage. Therefore, an optimization operation strategy of energy storage was proposed to deal with the uncertainty of new energy power. Firstly, aiming at the difficulty of quantifying the uncertainty of new energy power in new energy high-penetration power system, quantile regression analysis and Gaussian mixture model were used to generate the new energy set of the system to describe its uncertainty. Then, based on the life loss model of energy storage, the optimized operation model of power systems with high penetration of new energy containing energy storage was constructed, and the energy storage optimized operation power that meets the new energy demand of power systems and its economically optimal was calculated. Finally, an example simulation was carried out based on the actual operation data of a regional power grid to verify the effect of the proposed operation strategy, and the optimal operation results of energy storage meeting different uncertainty scenarios of the power system were analyzed.

Key words: uncertainty of new energy; optimization operation strategy of energy storage; quantile regression analysis; Gaussian mixture model; life loss model of energy storage

“双碳”背景下的电力系统能源结构变化很大,常规能源机组逐渐被以不确定性较大的风电、光伏为代表的新能源所替代。随着新能源比例的不断升高,电力系统也愈来愈呈现出高不确定性特征,大大增加了电力系统失稳的风险^[1-2]。储能作为优质灵活性资源,是应对系统不确定风险的有效手段^[3]。目前,储能在相关政策及技术

的支撑下得到了蓬勃发展^[4],但储能运行策略对新能源不确定性考虑较少,不能充分发挥各类储能的优势。为降低电力系统安全稳定风险,优化多种储能协调运行,提升系统运行经济性,研究面向系统新能源不确定性的多储能优化运行策略具有重要的意义。

新能源高渗透系统对灵活性资源的需求主

基金项目:国家自然科学基金(51667032);国网新疆电力有限公司科技项目(SGXJJ00XXJS2310025)

作者简介:任娟(1980—),女,硕士,工程师,主要研究方向为新型电力系统规划研究,Email:414710677@qq.com

要取决于新能源的不确定性,储能运行策略应适应电力系统的不确定性^[5]。文献[6]分别采用威布尔函数和高斯函数描述风速和负荷的不确定误差概率分布,但风速的不确定性导致概率分布函数难以准确描述误差分布特征。文献[7]采用核密度估计方法对负荷的概率密度进行了刻画。文献[8]考虑传统核密度方法的鲁棒性差的缺点,提出了一种多宽窗核密度估计方法,以用于风电功率的概率预测。文献[9]提出了一种改进的点估计的方法用于刻画风电及负荷的功率特征。文献[10]采用了分位数回归和降维聚类技术相结合的方法对系统不确定性进行描述。上述非参数方法对具体的概率分布函数的依赖性较小,对新能源和负荷的不确定刻画的适用性较好,但是往往需要对历史数据进行降维处理,这将大大减少数据的信息量,不利于对不确定的精确刻画。

近些年,对储能的优化运行策略相关的研究较多,主要的有以下几个方面:1)平抑风电波动^[11];2)提升新能源跟踪计划出力能力^[12];3)辅助削峰填谷^[13];4)辅助系统调频^[14]等。文献[15]基于一种功率型储能能与能量型氢储能相结合的方式,提出了一种混合储能参与电能量和辅助服务市场的储能运行策略;文献[16]提出了一种以满足新能源场站考核为目标的新能源场站配置储能后的并网功率优化策略;文献[17]针对目前缺乏对储能寿命损耗和多主体调峰效益的考虑的问题,提出了一种储能和配电网的均衡策略;文献[18]考虑电池储能的运行寿命,提出了一种商业园区储能电站的运行策略。但是,上述研究均是针对单一应用层面,缺乏从电力系统整体角度利用储能应对新能源不确定性,这不利于充分发挥储能的优势。

针对以上问题,为了更有效地利用不同储能技术的优势,以应对新能源的不确定性,本文提出面向系统新能源不确定性的多储能优化运行策略。首先,采用分位数回归分析和高斯混合模型相结合生成新能源出力场景,描述新能源不确定性;其次,考虑各储能寿命损耗情况,构建储能优化运行模型,旨在充分发挥储能作用,应对系统新能源不确定性;最后,分析满足不同系统新能源不确定性场景需求的储能最优运行结果。

1 系统新能源不确定性的描述

随着新能源装机容量的提升,新能源对电力

系统的影响已不容忽视,新能源出力的不确定性是整个系统不确定性的主要来源。图1给出了含新能源和储能的系统示意图,电源包含常规电源和新能源,储能作为双向调节资源接入电力系统。

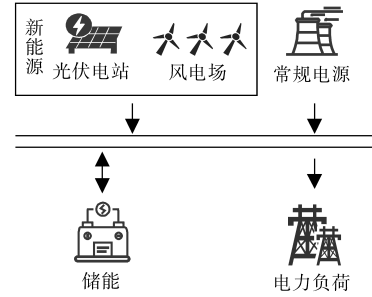


图1 含新能源和储能的电力系统示意图

Fig.1 Schematic diagram of power system with new energy and energy storage

新能源出力与天气变化密切相关,具有高度的不确定性,且不确定性程度随新能源渗透率的提升加大,给电力系统稳定运行带来巨大挑战。为了应对该挑战,明确新能源不确定性至关重要。本节兼顾新能源不确定描述的准确性和简便性,采用分位数回归分析和高斯混合模型相结合的方法对新能源不确定性进行描述^[19]。

1.1 分位数回归分析和高斯混合模型聚类

分位数回归是最早于1978年由Roger Koenker和Gilbert Bassett提出的^[20],其充分发挥了数据中位数对异常值的鲁棒性比平均值强的优点,采用多个分位点对应的拟合曲线对数据的全局特征进行描述。而为了全面准确地衡量新能源的不确定性,需要对新能源的预测值与实际值的全局分布进行描述,分位数回归分析方法恰能挖掘到更为丰富的信息、描述变量的全局特征,且结果也更加稳健。因此,本文采用分位数回归分析模型对新能源的预测值与实际值间的关系进行回归分析,具体如下。

假设系统的新能源的实际值 x_i 和预测值 x_f 之间存在如下关系:

$$x_{i,\tau} = \alpha_\tau \times x_f + \beta_\tau \quad (1)$$

式中: α_τ, β_τ 分别为第 τ 分位数下拟合曲线的两个参数; $x_{i,\tau}$ 为新能源的实际值 x_i 的 τ 分位数,其具体定义为新能源的实际值 x_i 小于等于 $x_{i,\tau}$ 的概率为 τ 。

$x_{i,\tau}$ 计算公式如下:

$$x_{i,\tau} = \{x_i | F(x_i) \leq \tau\} \quad (2)$$

式中: $F(x_i)$ 为新能源实际值 x_i 的概率函数。

第 τ 分位数下拟合曲线的两个参数 α_τ 和 β_τ 由分位数回归估计量 $Q_x(\tau)$ 的最小化求解得到,

$Q_x(\tau)$ 的计算公式如下:

$$Q_x(\tau) = \min \left\{ \sum_{x_r \in X_r} \gamma_\tau(x_r - x_{r,\tau}) \right\} \quad (3)$$

其中

$$\gamma_\tau(x) = \begin{cases} \tau x & x \geq 0 \\ (\tau - 1)x & x < 0 \end{cases} \quad (4)$$

式中: X_r 为新能源实际值集合; $\gamma_\tau(\cdot)$ 为检验函数。

由上述理论分析可以看出,对参数 α_τ 和 β_τ 求解后,将能够得到一组对应于各分位数的新能源预测值与实际值的拟合曲线,通过该拟合曲线可以对任一新能源预测值求解得到一组新能源实际值。

由于新能源的功率数据的分布较为复杂,而高斯混合模型的每个聚类都是由多个高斯分布组成,其对于描述新能源的功率数据具有聚类精度高、鲁棒性好的优点,因此本文采用高斯混合模型对新能源功率进行聚类,以提取新能源中的不确定信息。

假设新能源功率数据由 K 个高斯分布叠加而成,则每个新能源数据的概率密度函数表示为

$$p(x) = \sum_{k=1}^K \lambda_k \cdot \Psi(x | \mu_k, \Sigma_k) \quad (5)$$

式中: $p(x)$ 为新能源功率数据的概率; λ_k 为权重系数,其总和为1; $\Psi(x | \mu_k, \Sigma_k)$ 为均值为 μ_k 、协方差为 Σ_k 的高斯分布的概率密度函数。

高斯混合模型的参数估计函数可表示为

$$\max \sum \lg p(x) = \sum \lg \left[\sum_{i=1}^k \omega_i \cdot p(x | \mu_i, \Sigma_i) \right] \quad (6)$$

1.2 系统新能源不确定场景集生成

本文基于文献[19]生成电力系统新能源不确定场景集合,具体步骤如下:

1)根据分位数回归分析拟合出新能源实际值与预测值的非参数概率预测模型,获得一簇新能源实际值与预测值的拟合曲线;

2)通过插值计算的方法获取所有历史新能源的实际值在概率预测模型中对应于各拟合曲线的分位数概率;

3)通过probit函数将各历史天的分位数概率转换为服从高斯分布的数据,并估计出高斯分布的参数值,即方差和协方差;

4)采用高斯混合模型聚类对历史新能源出力场景进行缩减,得到聚类后各类的分布概率;

5)通过probit逆函数将典型的新能源出力场景的服从高斯分布的分位数转换为均匀分布;

6)对服从均匀分布的典型新能源出力场景的分位数数据进行插值获得对应预测值序列的新能源出力实际值的不确定场景集合。

2 储能运行模型及寿命损耗模型

2.1 储能运行模型

储能的运行模型包含两部分,即储能内部电量状态和对外最大充放电功率,本文采用荷电状态 soc_t 来描述储能内部电量状态,其计算公式和约束条件如下:

$$\begin{cases} soc_t = E_t / E_R \times 100\% \\ E_t = (1 - \delta_e \Delta t) E_{t-1} + p_t^E \Delta t \\ p_t^E = p_t^{E,down} \eta_c + p_t^{E,up} / \eta_d \end{cases} \quad (7)$$

式中: E_t 为 t 时刻储能剩余电量; E_R 为储能额定容量; δ_e 为储能单位时间自放电功率; Δt 为采样步长; p_t^E 为 t 时刻储能功率; $p_t^{E,down}$, $p_t^{E,up}$ 分别为 t 时刻储能充电、放电功率; η_c , η_d 分别为储能充电、放电效率。

储能 t 时刻对外最大充放电功率主要受该时刻剩余电量及额定功率约束,具体计算公式如下:

$$\begin{cases} P_{max,t}^{E,c} = \min \{ P_R^E, P_{ac,t}^c \} \\ P_{max,t}^{E,d} = \min \{ P_R^E, P_{ad,t}^d \} \\ P_{ac,t}^c = [E_{max} - (1 - \delta_e \Delta t) E_{t-1}] / (\Delta t \eta_c) \\ P_{ad,t}^d = [(1 - \delta_e \Delta t) E_{t-1} - E_{min}] \eta_d / \Delta t \end{cases} \quad (8)$$

式中: $P_{max,t}^{E,c}$, $P_{max,t}^{E,d}$ 分别为储能 t 时刻最大充电、放电功率; P_R^E 为储能的额定功率; $P_{ac,t}^c$, $P_{ad,t}^d$ 分别为储能 t 时刻受剩余电量约束的最大充电、放电功率; E_{max} , E_{min} 分别为储能存储电能的上、下限。

2.2 储能寿命损耗模型

为了量化储能寿命损耗对储能运行及系统经济性的影响,需要可靠的储能寿命损耗模型。在一般研究中该寿命损耗模型多基于机械损耗模型和电池降解模型,但其所构建的模型与实际存在较大的误差。本文采用基于实际试验数据驱动的储能电池寿命损耗量化模型。首先,通过储能加速老化试验数据,量化储能的充放电深度对电池老化的影响。在此基础上,构建了寿命损失响应函数,用于评估储能在不同的充放电深度下的老化成本。

储能的运行寿命与其充放电循环过程中荷电状态到达的深度相关。一般认为,储能从荷电状态 soc_{e1} 经充电到 soc_{e2} 再经放电到 soc_{e1} (或者从

soc_{e2} 经放电到 soc_{e1} 再经充电到 soc_{e2} 的整个过程称为储能的一次充放电循环。一般采用放电深度表征该充放电循环,定义储能放电深度如下:

$$DoD = (soc_{e2} - soc_{e1}) \times 100\% \quad (9)$$

式中: soc_{e2}, soc_{e1} 分别为储能的单次充放电循环中储能的荷电状态的最大、最小值。

已有研究表明,储能的放电深度是衡量其老化成本的主要因素。实验表明,储能充放电深度越大,单次充放电循环对储能的寿命损耗越大,也即充放电循环的次数越少。文献[21]中通过拟合循环试验数据给出了一种被学术界和产业界广泛认可的电池储能的放电深度与储能循环次数间的函数关系:

$$C_{TF,DoD} = \begin{cases} 40\,000 & DoD < 5\% \\ 946.1 \times DoD^{-1.079} & 5\% \leq DoD \leq 100\% \end{cases} \quad (10)$$

式中: $C_{TF,DoD}$ 为储能的充放电循环次数。

由式(10)可以看出,储能放电深度的不同则具有不同的充放电循环次数,表明不同放电深度下的单次充放电循环过程的储能寿命成本不同。为了简化计算,往往采用等效循环寿命成本对储能运行过程中的寿命损耗成本进行计算。等效循环寿命成本即将1次完整的充放电循环折算为100%放电深度下的循环次数,即折算系数 $N_{eq,n}$ 为

$$N_{eq,n} = C_{TF,100\%} / C_{TF,DoD} \quad (11)$$

式中: $C_{TF,100\%}$ 为储能按照放电深度为100%运行的总充放电循环次数。

储能按照放电深度100%进行单次充放电循环的寿命成本 $c_{100\%}$ 为

$$c_{100\%} = [(c_p + c_m)P_e + c_E E_e] / C_{TF,100\%} \quad (12)$$

式中: c_p, c_E, c_m 分别为储能的单位功率投资、单位容量投资和单位功率运维成本; P_e, E_e 分别为储能的建设功率和容量。

通过式(11)和式(12),可以得到整个运行周期内储能的寿命损耗成本 F_d^E 为

$$F_d^E = \sum_{n=1}^N N_{eq,n} c_{100\%} \quad (13)$$

式中: N 为整个周期内储能累计充放电循环次数。

3 面向新能源不确定的常规机组联合储能优化运行模型

针对新能源高渗透电力系统的新能源出力的不确定性,本文假设储能和传统火电机组能够完全予以应对,建立以系统运行成本最低为目标的常规机组联合储能的优化运行模型。

3.1 模型目标

模型以系统的总运行成本最低为目标,包括常规机组的发电、调峰和启停成本,储能的运行和寿命损耗成本,计算如下:

$$\min F = \sum_{c=1}^C \rho_c \left[\sum_{t=1}^T (f_{c,t}^{G,op} + f_{c,t}^{G,pr} + f_{c,t}^{G,ss} + f_{c,t}^{E,op}) + F_{dc}^E \right] \quad (14)$$

其中

$$\begin{cases} f_{c,t}^{G,op} = a_1 (p_{c,t}^G)^2 + a_2 (p_{c,t}^G) + a_3 x_{c,t}^G \\ f_{c,t}^{G,pr} = \lambda_{c,t}^{G1} b_1 (p_1^G - p_{c,t}^G) + \lambda_{c,t}^{G2} b_2 (p_2^G - p_{c,t}^G) \\ f_{c,t}^{G,ss} = f_{c,t}^{G,start} + f_{c,t}^{G,stop} \\ f_{c,t}^{E,op} = k_{up} p_{c,t}^{E,up} + k_{down} p_{c,t}^{E,down} \end{cases} \quad (15)$$

式中: C, ρ_c 分别为新能源不确定场景个数及各场景的发生概率,由本文第1节得到; T 为整个调度周期时长; $f_{c,t}^{G,op}, f_{c,t}^{G,pr}, f_{c,t}^{G,ss}$ 分别为常规机组在场景 c 时刻 t 的发电、调峰和启停成本; $f_{c,t}^{E,op}$ 为储能场景 c 时刻 t 的运行成本; F_{dc}^E 为储能场景 c 的寿命损耗成本,由式(13)确定; $p_{c,t}^G$ 为常规机组在场景 c 时刻 t 的有功功率; $x_{c,t}^G$ 为常规机组在场景 c 时刻 t 的启停状态; a_1, a_2, a_3 为常规机组发电成本系数; p_1^G, p_2^G 为常规机组的调峰深度的界限; $\lambda_{c,t}^{G1}, \lambda_{c,t}^{G2}$ 为常规机组的调峰深度,当 $p_{c,t}^G \in (p_2^G, p_1^G]$ 时, $\lambda_{c,t}^{G1} = 1, \lambda_{c,t}^{G2} = 0$, 当 $p_{c,t}^G \in (0, p_2^G]$ 时, $\lambda_{c,t}^{G1} = 1, \lambda_{c,t}^{G2} = 1$; b_1, b_2 为常规机组的调峰成本系数; $f_{c,t}^{G,start}, f_{c,t}^{G,stop}$ 分别为常规机组启、停成本; $p_{c,t}^{E,up}, p_{c,t}^{E,down}$ 分别为储能场景 c 时刻 t 的向上和向下调节功率,也即为储能场景 c 时刻 t 的放电和充电功率; k_{up}, k_{down} 分别为储能的放、充电成本系数。

3.2 约束条件

模型约束条件包括功率平衡约束、常规机组最大最小功率约束、常规机组功率爬坡约束、储能运行功率约束和储能荷电状态约束。

1) 功率平衡约束:

$$\begin{cases} p_{c,t}^G + p_{c,t}^{E,up} - p_{c,t}^{E,down} = p_{c,t}^{NL} \\ p_{c,t}^{NL} = p_t^L - p_{c,t}^N \end{cases} \quad (16)$$

式中: $p_{c,t}^{NL}$ 为对应新能源出力场景 c 时刻 t 的净负荷功率; p_t^L 为时刻 t 的系统总负荷; $p_{c,t}^N$ 为新能源场景 c 时刻 t 的系统总新能源,其具体值由本文第1节中的不确定性场景集计算得到。

2) 常规机组最大、最小功率约束:

$$x_{c,t}^G p_{c,t}^{G,min} \leq p_{c,t}^G \leq x_{c,t}^G p_{c,t}^{G,max} \quad (17)$$

式中: $p_{c,t}^{G,min}, p_{c,t}^{G,max}$ 分别为常规机组最大、最小功率。

3) 常规机组功率爬坡约束:

$$-R_{\max}^{G,\text{down}} \leq p_{c,t}^G - p_{c,t-1}^G \leq R_{\max}^{G,\text{up}} \quad (18)$$

式中: $R_{\max}^{G,\text{up}}, R_{\max}^{G,\text{down}}$ 分别为常规机组的最大上坡和最大下坡功率。

4) 储能运行功率约束:

$$\begin{cases} p_{c,t}^{E,\text{up}} \leq P_{\max,c,t}^{E,\text{d}} \\ p_{c,t}^{E,\text{down}} \leq P_{\max,c,t}^{E,\text{c}} \end{cases} \quad (19)$$

式中: $P_{\max,c,t}^{E,\text{d}}, P_{\max,c,t}^{E,\text{c}}$ 分别为储能场景 c 时刻 t 的最大放电和最大充电功率, 其值受储能荷电状态和本身最大放电、最大充电功率约束, 可由式(8)计算得到。

5) 储能荷电状态约束:

$$soc_{\min} \leq soc_t \leq soc_{\max} \quad (20)$$

式中: $soc_{\max}, soc_{\min}$ 分别为储能荷电状态上、下限。

3.3 模型求解

由上述模型可以看出, 所构建的模型是一个混合整数非线性模型, 在采用优化求解器对模型进行求解之前需要对模型的非线性做分段线性化处理。针对储能寿命损耗模型, 可以看出其与充放电循环时段的放电深度 DoD_n 间是非线性的函数关系, 首先采用分段线性化方式将其拟合为 Y 段线性函数:

$$f_y^E = \alpha_y DoD_n + \beta_y \quad DoD_n \in [\underline{\theta}_y, \bar{\theta}_y] \quad (21)$$

式中: f_y^E 为第 y 段线性化函数; α_y, β_y 为第 y 段线性化函数的系数; $\bar{\theta}_y, \underline{\theta}_y$ 分别为第 y 段线性化函数放电深度的上、下限。

经过对储能寿命损耗成本函数的分段线性化拟合后, 可将式(14)中储能寿命损耗成本表达为式(21)的形式, 但要对放电深度 DoD_n 进行分段处理:

$$\begin{cases} \omega_{n,y} \underline{\theta}_y \leq DoD_{n,y} \leq \omega_{n,y} \bar{\theta}_y \\ DoD_n = \sum_{y=1}^Y DoD_{n,y} \\ \sum_{y=1}^Y \omega_{n,y} = 1 \end{cases} \quad (22)$$

式中: Y 为储能寿命损耗成本函数所分的总段数; $DoD_{n,y}$ 为第 n 个充放电循环时段的放电深度变量。 $\omega_{n,y}$ 为0-1变量, 其值为 $DoD_{n,y}$ 处于第 y 段线性化函数的表征量, 且所有 $\omega_{n,y}$ 变量中有且仅有一个为1, 当 $\omega_{n,y} = 1, DoD_{n,y} = DoD_n$, 表示 DoD_n 处于第 y 个分段; 当 $\omega_{n,y} = 0, DoD_{n,y} = 0$, 表示 DoD_n 不处于第 y 个分段。

通过上述处理方式, 可将非线性储能寿命损耗成本转换为线性, 常规机组的成本模型也可以

采用相似的方法进行处理, 此处不再赘述。经过对模型线性化处理后, 调用Gurobi对模型进行求解, 进而得到储能的优化运行策略。

4 算例分析

本文依据新疆某区域电网的风电、光伏和负荷的历史预测功率和实际功率数据进行算例分析。该区域电网的历史负荷峰值为3 298.81 MW; 常规电源全部为火电机组, 其总的装机容量为2 373 MW; 风电的总装机容量为1 328 MW; 光伏发电的总的装机容量为1 053 MW。该区域分别配置了抽水储能和磷酸铁锂电池两种类型的储能, 其配置的功率和容量分别为(450 MW, 1 320 MW·h)和(160 MW, 50 MW·h)。3种类型火电机组的运行及调峰成本系数和储能上、下调节功率成本系数如表1、表2所示。

表1 常规火电机组运行及调峰成本系数

Tab.1 The cost parameters of operation and peak shaving of conventional thermal power units

参数	机组类型编号		
	I	II	III
$a_{1,i}/(\text{元} \cdot \text{MW}^{-2})$	0.002 9	0.000 65	0.033
$a_{2,i}/(\text{元} \cdot \text{MW}^{-1})$	87.75	52.00	115.05
$a_{3,i}/\text{元}$	1 150.50	879.78	893.49
$b_{1,i}/(\text{元} \cdot \text{MW}^{-1})$	38.42	38.42	38.42
$b_{2,i}/(\text{元} \cdot \text{MW}^{-1})$	128.18	128.18	128.18

表2 储能上、下调节功率成本系数

Tab.2 The cost parameters of the up and down regulation power of energy storage

参数	储能类型	
	磷酸铁锂电池	超级电容
$k_{\text{up},e}/(\text{元} \cdot \text{MW}^{-1})$	48.69	58.69
$k_{\text{down},e}/(\text{元} \cdot \text{MW}^{-1})$	48.69	58.69

4.1 新能源不确定场景集生成

根据历史新能源数据, 采用本文第1节中新能源不确定场景集生成方法对新能源的不确定性进行刻画。其中, 分位数回归方法的各分位点 τ 的设置0, 0.05, ..., 0.95, 1, 典型场景数设置为10。首先采用分位数回归方法对历史新能源的预测数据和实际数据进行拟合, 得到一簇拟合函数, 如图2所示。图2中每条直线表示每个分位点所对应的拟合曲线, 可以看出, 所有曲线能够将历史新能源预测与实际功率点完全包含, 这也验证了分位数回归分析具有完整的包含数据信息的优点。

为不失一般性, 本文从每个季节中随机选择

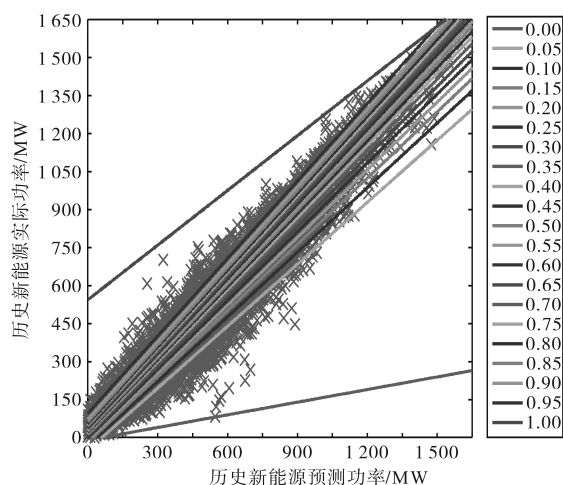


图2 基于分位数回归分析得到的历史新能源的预测与实际功率间的拟合曲线

Fig.2 The fitting curve between the predicted and actual power of historical new energy power based on QRA

1天组成4个运行日,即运行日a,b,c和d(分别对应于一年中的1月25日、5月26日、8月5日和11月17日)。然后,基于上述分位数回归分析方法获得的拟合曲线模型,按照1.2节的新能源不确

表3 各运行日的不确定场景的发生概率

Tab.3 Probability of occurrence of uncertain scenarios for each running day

运行日	不确定场景的发生概率/%									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1月25日	4.95	8.79	9.34	7.14	17.31	11.54	16.76	10.71	10.71	2.75
5月26日	2.20	3.85	4.95	10.16	8.75	20.65	15.38	20.05	11.54	2.47
8月5日	7.42	6.04	20.05	2.75	1.92	10.82	3.02	8.52	21.32	18.13
11月17日	12.91	25.00	2.20	13.19	6.32	10.71	5.77	8.24	4.67	10.99

表3中给出了4个运行日的各新能源不确定场景集的发生概率,每个运行日的10个不确定场景集的概率总和为100%,这也说明了该10个场景集完全涵盖了运行日的不确定性。为体现本文方法优越性,将本文方法与目前较为常用的已有方法(基于K-means和核密度降维的典型场景集生成方法)进行对比,统计原始数据中实际功率与预测功率误差分布(如图4a),已有方法和本文方法生成的不确定典型场景功率与预测功率误差分布(如图4b和图4c),并分别采用高斯拟合函数对误差概率密度进行拟合,高斯拟合函数的参数如表4所示。

对比图4a、图4b和图4c发现,本文方法相较于已有方法的不确定功率高斯拟合曲线更接近原始数据,表明本文方法不确定刻画更准确。另外,表4中拟合参数表明,本文方法生成的典型场景集与原始功率数据的拟合参数相差很小,而已

定场景集生成方法,对每个运行日生成包含新能源不确定信息的不确定场景集。

图3为4个运行日的新能源不确定场景集。图3a~图3d依次对应于4个运行日。可以看出每个运行日的10个场景集完全可以包络住该运行日的新能源预测功率。这也说明了生成的典型场景集合可以有效地刻画新能源的不确定性。另外,通过1.3节的步骤还能得到每个运行日的各不确定场景集的发生概率,如表3所示。

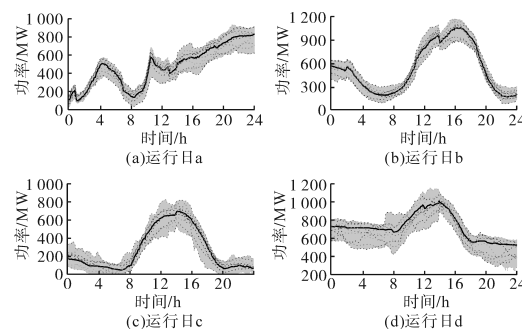


图3 4个运行日的新能源不确定场景的功率曲线

Fig.3 Power curves of the new energy uncertain scenario for four operating days

有方法的拟合参数与原始功率统计数据的拟合参数之间的误差大于本文方法,表明本文方法优于已有方法。

4.2 常规机组联合储能优化运行结果

基于4.1节求得的4个运行日的新能源的不确定性场景集合,对面向系统不确定性的常规机组联合储能优化运行模型进行求解,可得结果如下。

图5~图8分别给出了抽水储能和磷酸铁锂电池两种类型储能运行日a,b,c和d的充放电功率和荷电状态,可以看出储能在4个运行日内的充放电功率和荷电状态均满足模型约束。

图中实线曲线表示抽水储能电站的运行情况,可以看出抽水储能电站的运行时间尺度较长,动作不频繁,这也恰恰符合抽水储能作为容量型储能的特性;虚线曲线表示磷酸铁锂电池储能的运行情况,其运行时间尺度较短,且动作较

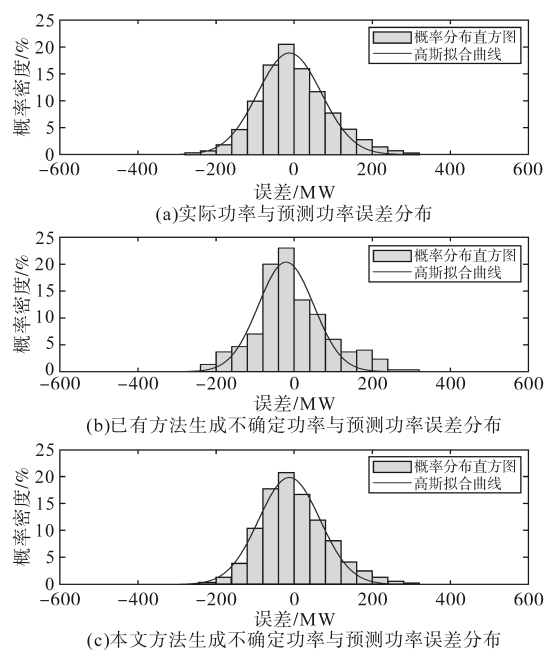


图4 误差功率概率统计分布图

Fig.4 Error power probability distribution

表4 不确定场景生成方法对比

Tab.4 Comparison of methods for uncertain scenarios

方法	高斯拟合均值	高斯拟合方差
原始功率统计	-11.87	81.57 ²
本文方法	-20.70	70.89 ²
已有方法	-12.22	78.44 ²

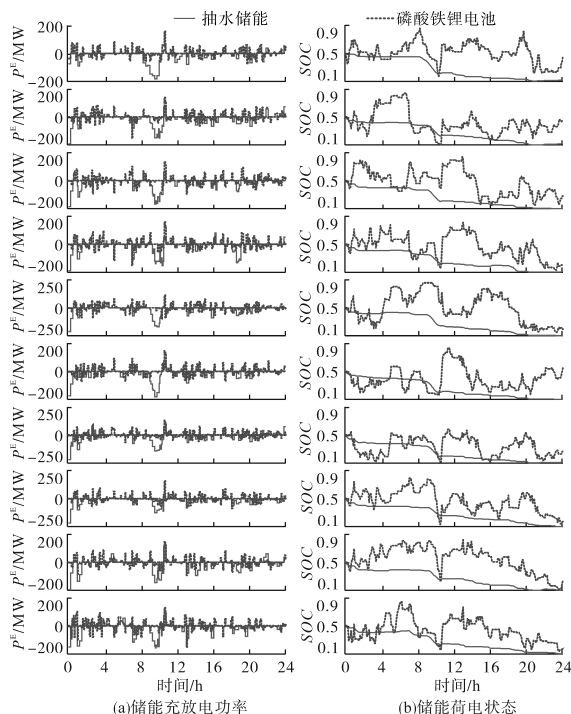


图5 运行日a的储能运行情况

Fig.5 The running of energy storage on the operating day a
抽水储能电站频繁,本文所建立的模型包含了磷酸铁锂电池储能的寿命损耗成本,其运行结果考

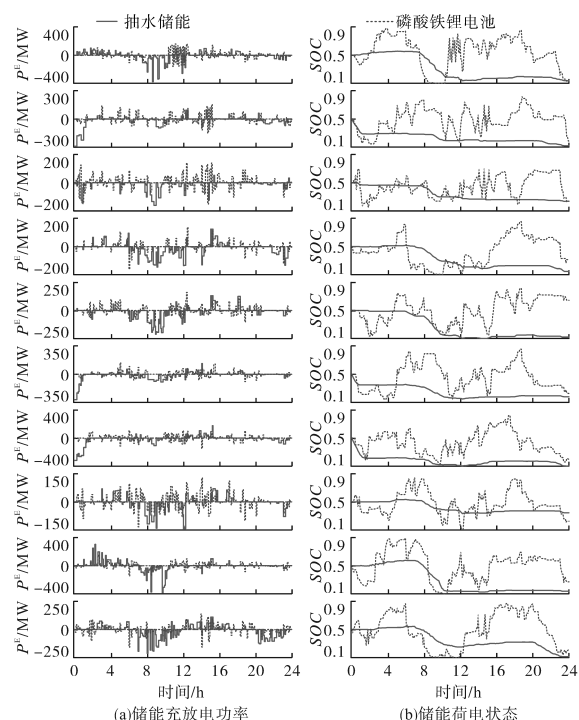


图6 运行日b的储能运行情况

Fig.6 The running of energy storage on the operating day b

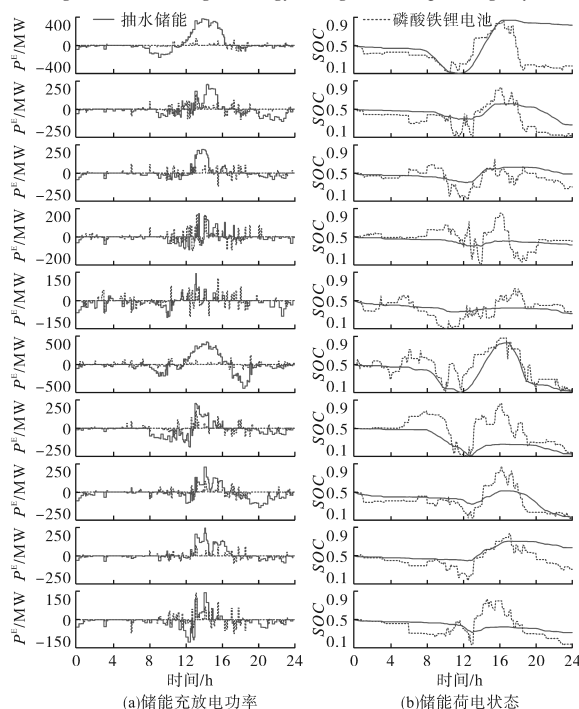


图7 运行日c的储能运行情况

Fig.7 The running of energy storage on the operating day c

虑了磷酸铁锂电池持续充放电深度对其寿命的影响,有效地减少了磷酸铁锂电池储能较大充放电深度情况的发生。

表5为在不考虑储能寿命损耗和考虑储能寿命损耗下的4个运行日的系统运行成本,可以看出考虑储能寿命损耗下制定的储能运行策略使

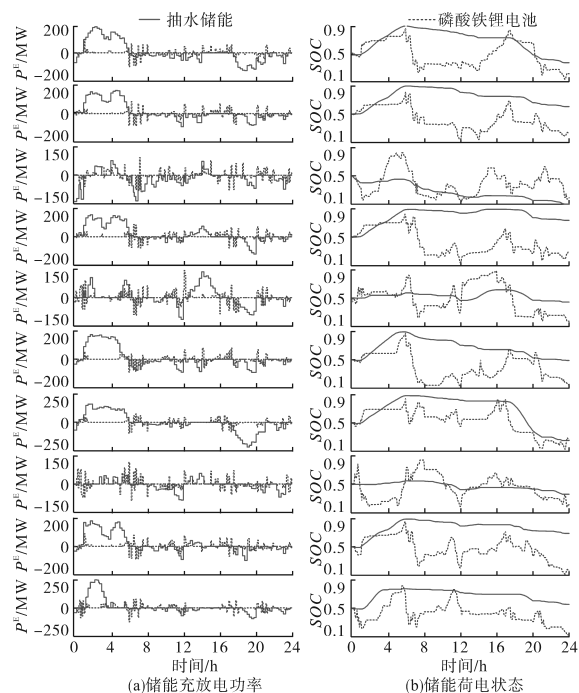


图8 运行日d的储能运行情况

Fig.8 The running of energy storage on the operating day d

表5 考虑与不考虑储能寿命损耗的各运行日总成本对比

Tab.5 Total cost per operating day with and without life loss of energy storage

模型	系统运行成本/元			
	运行日 a	运行日 b	运行日 c	运行日 d
不考虑寿命损耗	7 386 544.20	7 023 071.09	667 937.26	6 569 124.57
考虑寿命损耗	6 869 486.11	6 430 323.89	625 030.16	6 315 556.36
对比	-7.00%	-8.45%	-6.43%	-3.86%

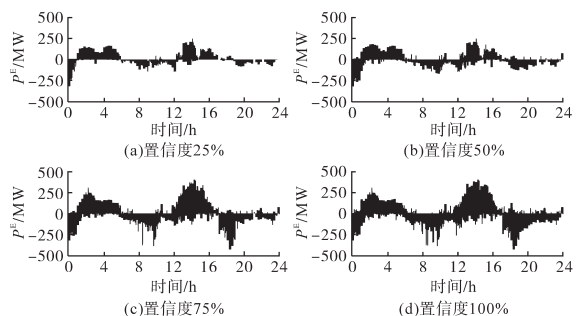


图9 抽水储能在4个置信度下的充放电功率范围

Fig.9 Range of charging and discharging power of pumped energy storage at four confidence levels

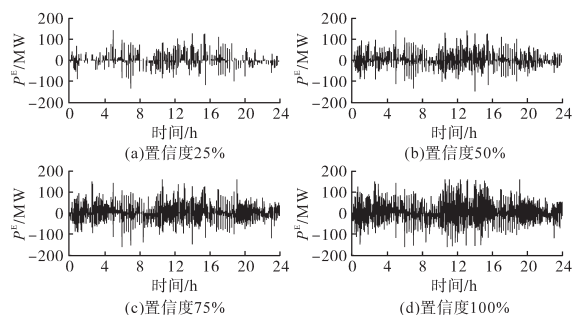


图10 磷酸铁锂电池在4个置信度下的充放电功率范围

Fig.10 Range of charge and discharge power of lithium iron phosphate battery at four confidence levels

系统运行成本均有所下降,其中以运行日b下降幅度最大,达到了-8.45%。这是由于运行日b磷酸铁锂电池储能的充放电深度较大导致的。

4.3 不同系统新能源不确定需求的储能运行分析

为了分析储能能满足不同系统新能源不确定性场景需求下的运行情况,将4个运行日的所有不确定场景按照发生概率由小到大的顺序进行累加,累加得到的概率可视为满足不同的电力系统新能源不确定性场景需求的置信度。选定一个置信度,将累加至该置信度的所有概率对应的不确定性场景中储能的运行功率的最大和最小值分别作为储能在该需求置信度水平下运行功率的上、下界,得到储能在该置信度下的储能充放电功率范围。设置满足不确定性场景需求的置信度水平分别为25%,50%,75%和100%,得到各置信度水平下储能充放电功率的范围和荷电状态的范围如图9~图11所示。

由图9~图11可见,随着满足不确定性场景

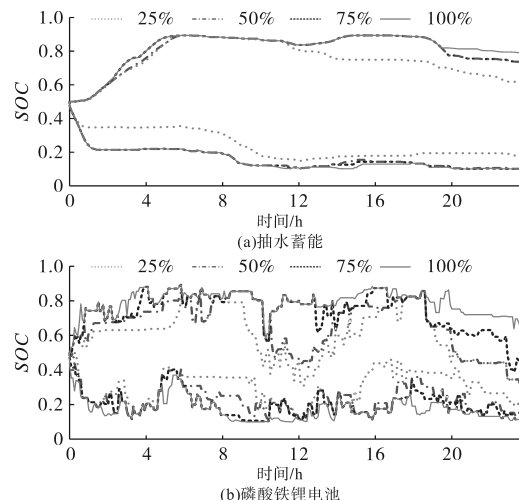


图11 4个置信度下荷电状态范围

Fig.11 Range of state of charge at four confidence levels

需求的置信度水平的增加,抽水储能和磷酸铁锂电池储能的充放电功率范围和荷电状态范围均会扩大,这也证明了不同的置信度水平对储能的利用率是不同的。另外对比图11a和图11b可以发现,随着置信度水平的增加,磷酸铁锂电池的荷电状态的范围的变化较抽水储能的大,说明磷

酸铁锂电池对于新能源的不确定性更加敏感,这也是由于抽水储能主要用于处理较长时间尺度的新能源不确定功率、磷酸铁锂电池处理较短时间尺度的新能源不确定功率造成的。

5 结论

本文针对新能源高渗透电力系统的不确定性强、灵活性需求大的特点,在考虑储能寿命损耗成本的前提下,提出一种面向新能源不确定性的储能优化运行策略。通过将分位数回归分析和高斯混合模型相结合的方法,提出了一种新能源不确定性的刻画方法,通过上述方法,可以获得一簇新能源不确定场景集合,其完整地涵盖系统的新能源的不确定信息;基于新能源不确定场景集合和储能寿命损耗模型,构建了一种储能优化运行模型,通过对模型的求解可以既能应对不确定性又能得到经济的储能运行策略;最后,基于某区域电网的实际数据设计了算例分析,验证了本文所提出的储能运行策略在应对系统不确定性和经济性方面的效果,所得抽水储能电站的运行时间尺度较长,动作不频繁;磷酸铁锂电池储能运行时间尺度较短,充放电动作较频繁,较大充放电深度运行情况较少,表明考虑储能寿命损耗成本有效地改善了磷酸铁锂电池储能的运行功率。另外,分析了满足不同电力系统新能源不确定性场景需求的储能最优运行结果。

参考文献

- [1] 万灿,崔文康,宋永华. 新能源电力系统概率预测:基本概念与数学原理[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(19): 6493-6509.
WAN Can, CUI Wenkang, SONG Yonghua. Probabilistic forecasting for power systems with renewable energy sources: basic concepts and mathematical principles[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(19): 6493-6509.
- [2] 蔡文斌,程晓磊,南家楠. 高比例新能源电力系统灵活性资源充裕性评估分析[J]. 电气传动, 2022, 52(20): 57-62.
CAI Wenbin, CHENG Xiaolei, NAN Jianan. Assessment and analysis of adequacy of flexibility resource of power system with high proportion new energy[J]. Electric Drive, 2022, 52(20): 57-62.
- [3] 卓振宇,张宁,谢小荣,等. 高比例可再生能源电力系统关键技术及发展挑战[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(9): 171-191.
ZHUO Zhenyu, ZHANG Ning, XIE Xiaorong, et al. Key technologies and developing challenges of power system with high proportion of renewable energy[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(9): 171-191.
- [4] 陈海生,李泓,徐玉杰,等. 2022年中国储能技术研究进展[J]. 储能科学与技术, 2023, 12(5): 1516-1552.
CHENG Haisheng, LI Hong, XU Yujie, et al. Research progress on energy storage technologies of China in 2022[J]. Energy Storage Science and Technology, 2023, 12(5): 1516-1552.
- [5] 徐潇源,王晗,严正,等. 能源转型背景下电力系统不确定性及应对方法综述[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(16): 2-13.
XU X Y, WANG H, YAN Z, et al. Overview of power system uncertainty and its solutions under energy transition[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(16): 2-13.
- [6] CARTA J A, RAMIREZ P, VELAZQUEZ S. A review of wind speed probability distributions used in wind energy analysis: case studies in the Canary Islands[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2009, 13(5): 933-955.
- [7] 杨秀,陈斌超,朱兰,等. 基于相关性分析和长短期记忆网络分位数回归的短期公共楼宇负荷概率密度预测[J]. 电网技术, 2019, 43(9): 3061-3070.
YANG X, CHEN B C, ZHU L, et al. Short-term public building load probability density prediction based on correlation analysis and long-and short-term memory network quantile regression[J]. Power System Technology, 2019, 43(9): 3061-3070.
- [8] 王森,孙永辉,侯栋宸,等. 基于多窗宽核密度估计的风电功率超短期自适应概率预测[J]. 高电压技术, 2024, 50(7): 3070-3079.
WANG Sen, SUN Yonghui, HOU Dongchen, et al. Very short-term adaptive probabilistic forecasting of wind power based on multi-band width kernel density estimation[J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(7): 3070-3079.
- [9] TONG Y, LIANG J, LIU H K, et al. Energy storage in Oceania[J]. Energy Storage Materials, 2019, 20: 176-187.
- [10] 张俊涛,程春田,申建建,等. 考虑风光不确定性的比例可再生电网短期联合优化调度方法[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(18): 5921-5932.
ZHANG Juntao, CHENG Chuntian, SHEN Jianjian, et al. Short-term joint optimal operation method for high proportion renewable energy grid considering wind-solar uncertainty[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(18): 5921-5932.
- [11] 程进,潘智轩,程海锋,等. 双馈感应风力发电机的电压/频率协调控制策略[J]. 电气传动, 2022, 52(23): 18-27.
CHENG Jin, PAN Zhixuan, CHENG Haifeng, et al. Voltage/frequency coordinated control strategy of doubly-fed induction wind turbine[J]. Electric Drive, 2022, 52(23): 18-27.
- [12] 东亚光,李凤婷,王森. 跟踪计划出力的新能源场站与汇集站储能协调运行策略[J]. 电网技术, 2023, 47(4): 1579-1591.
DONG Yaguang, LI Fengting, WANG Sen. Energy storage coordinated operation strategy of new energy stations and collection stations by tracking planned output[J]. Power System Technology, 2023, 47(4): 1579-1591.
- [13] 徐敏锐,卢树峰,纪峰,等. 多站融合模式下的能源站多级调峰策略[J]. 电力电容器与无功补偿, 2023, 44(4): 102-108.

- XU M R, LU S F, JI F, et al. Hierarchical peak shaving strategy of energy station in multi station fusion system[J]. Power Capacitor & Reactive Power Compensation, 2023, 44(4): 102-108.
- [14] 杨振南, 王延伟, 庞学跃, 等. 基于储能紧急有功支援策略对受端电网频率稳定性的影响研究[J]. 电力电容器与无功补偿, 2021, 42(4): 89-94.
- YANG Zhennan, WANG Yanwei, PANG Xueyue, et al. Influence of emergency active-power support strategy on frequency stability of power network at receiving end[J]. Power Capacitor & Reactive Power Compensation, 2021, 42(4): 89-94.
- [15] 朱宗耀, 王秀丽, 吴雄, 等. 复合储能参与电能量及辅助服务市场的运行策略[J]. 电力系统自动化, 2023, 47(18): 80-90.
- ZHU Zongyao, WANG Xiuli, WU Xiong, et al. Operation strategy for composite energy storage participating in electric energy and ancillary service markets[J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(18): 80-90.
- [16] 曹明浩, 于继来. 滚动考核下的新能源场站-电池储能单元运行策略[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(18): 7079-7090.
- CAO Minghao, YU Jilai. Operation strategy of renewable energy and battery integrated unit under rolling assessment of generation schedule[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(18): 7079-7090.
- [17] 吴晗, 欧阳森, 梁炜焜. 计及储能循环寿命的柔性配电网优化运行及效益均衡策略[J]. 电力系统自动化, 2023, 47(17): 99-109.
- WU Han, OUYANG Sen, LIANG Weikun. Optimal operation and benefit balance strategy for flexible distribution network considering cycle life of energy storage[J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(17): 99-109.
- [18] 李相俊, 马锐, 王上行, 等. 考虑电池寿命的商业园区储能电站运行控制策略[J]. 高电压技术, 2020, 46(1): 62-70.
- LI X J, MA R, WANG S X, et al. Operation control strategy for energy storage station after considering battery life in commercial park[J]. High Voltage Engineering, 2020, 46(1): 62-70.
- [19] 王森, 李凤婷, 张高航, 等. 面向新能源高渗透系统调峰和调频的系统级储能容量需求分析[J]. 电力自动化设备, 2024, 44(1): 24-31.
- WANG Sen, LI Fengting, ZHANG Gaochang, et al. Capacity demand analysis of system-level energy storage for peak regulation and frequency regulation of power system with high penetration of renewable energy[J]. Electric Power Automation Equipment, 2024, 44(1): 24-31.
- [20] ROGER K, KEVIN F Hallock. Quantile regression[J]. Journal of Economic Perspectives, 2001, 15(4): 143-156.
- [21] LI S, ZHAO P, GU C, et al. Aging mitigation for battery energy storage system in electric vehicles[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2022, 14(3): 2152-2163.

收稿日期: 2024-06-03

修改稿日期: 2024-09-11

(上接第44页)

- control of AC microgrids based on distributed quasi Newton method[J]. Electric Power Automation Equipment, 2022, 42(12): 72-78, 128.
- [13] 黄伟, 刘斯亮, 羿应棋, 等. 基于光伏并网点电压优化的配电网多时间尺度趋优控制[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(3): 92-100.
- HUANG Wei, LIU Siliang, YI Yingqi, et al. Multi-time-scale optimization control of distribution network based on photovoltaic grid voltage optimization[J]. Automation of Electric Systems, 2019, 43(3): 92-100.
- [14] 陈攀峰, 程浩忠, 吕佳炜, 等. 基于二阶锥规划考虑主动管理的主动配电网故障恢复[J]. 电测与仪表, 2019, 56(21): 46-51.
- CHEN Panfeng, CHENG Haozhong, LÜ Jiawei, et al. Fault recovery of active distribution network considering active management based on second-order cone programming[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2019, 56(21): 46-51.
- [15] SHANKAR Natarajan, SARAVANAKUMAR Natarajan, KUMAR Chandrasekaran, et al. Opposition-based equilibrium optimizer algorithm for identification of equivalent circuit parameters of various photovoltaic models[J]. Journal of Computational Electronics, 2021, 20(4): 1560-1587.
- [16] ABDEL-BASSET Mohamed, MOHAMED Reda, MIRJALILI Seyedali, et al. Solar photovoltaic parameter estimation using an improved equilibrium optimizer[J]. Solar Energy, 2020, 209(10): 694-708.
- [17] ABDEL-BASSET M, MOHAMED R, ABOUHAUWASH M. Balanced multi-objective optimization algorithm using improvement based reference points approach[J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2021, 60(1): 100791.
- [18] EI-SHORBAGY M A, MOUSA A A. Constrained multiobjective equilibrium optimizer algorithm for solving combined economic emission dispatch problem[J]. Complexity, 2021(1): 79.
- [19] 赵娟. 基于改进平衡优化器的电力系统最优潮流计算[J]. 宁夏电力, 2021(2): 1-7.
- ZHAO Juan. Optimal power flow calculation of the power system based on modified equilibrium optimizer[J]. Ningxia Electric Power, 2021(2): 1-7.
- [20] 易春磊, 柴良明, 王世友, 等. 基于改进型混沌遗传算法的农村配电网无功补偿研究[J]. 电气自动化, 2022, 44(4): 40-43.
- YI Chunlei, CHAI Liangming, WANG Shiyu, et al. Research on reactive power compensation of rural distribution network based on improved chaotic genetic algorithm[J]. Electrical Automation, 2022, 44(4): 40-43.

收稿日期: 2024-04-29

修改稿日期: 2024-07-28