

DOI:10.13296/j.1001-1609.hva.2026.08.023

基于场景生成的构网型储能优化配置技术研究

李明, 亚夏尔·吐尔洪, 甫日甫才仁, 郑云平

(国网新疆电力有限公司电力科学研究院, 乌鲁木齐 830000)

摘要: 大规模可再生能源例如风电和光伏接入电网, 构网型储能作为新兴辅助可再生能源发电的关键技术在电网的削峰填谷等具有较好的应用前景。文中以场景分析为基本理论, 以历史发电数据为典型数据生成应用场景。并在应用场景的基础上提出计及时间相关性的场景生成技术, 最后提出了构网型储能在不同应用场景下的优化配置方法, 建立了储能电池统一寿命模型与考虑多种因素的构网型储能优化配置的综合收益模型, 通过算例分析表明基于多场景的期望值模型获得的综合收益比确定场景的收益高, 验证了所提方法的有效性。

关键词: 构网型储能; 新能源发电; 时间相关性; 场景生成; 储能规划配置

Research on Optimal Configuration of Grid-forming Energy Storage Based on Scenario Generation

LI Ming, YAXIAER Tuerhong, FURIFU Cairen, ZHENG Yunping

(State Grid Xinjiang Electric Power Co., Ltd. Electric Power Research Institute, Urumqi 830000, China)

Abstract: Large scale renewable energy sources such as wind power and photovoltaic are connected to the power grid. Grid-forming energy storage, as a key emerging technology to assist renewable energy power generation, has promising applications in peak shaving and valley filling of the power grid. In this paper, the scenario analysis is taken as the basic theory and historical power generation data as the typical data to generate application scenarios. On the basis of application scenarios, the scenario generation technology that takes into account the time correlation is proposed. Finally, an optimal configuration method for grid-forming energy storage under different application scenarios is proposed. A unified life model of energy storage battery and a comprehensive benefit model for the optimal configuration of grid-forming energy storage considering multiple factors are set up. It is shown through example analysis that the comprehensive benefit obtained by the expected value model based on multiple scenarios is higher than that obtained by the determined scenarios. The effectiveness of the proposed method is verified.

Key words: grid-forming energy storage; new energy power generation; time correlation; scenario generation; energy storage planning and configuration

0 引言

在平抑新能源发电功率波动, 降低大电网调峰压力, 提升大电网对新能源的接纳水平方面, 储能环节是个必选项^[1]。针对负荷和新能源发电的快速增长所带来的问题, 传统的解决措施如新建或扩容

配电设备等存在投资较高、设备利用率低等不足等问题突出的现状下, 构网型储能应运而生。所谓构网型储能指在新能源附近增加具备同步发电机或者类似同步发电机的频率调节和电压控制能力的新型设备, 构网型储能相较于传统储能不仅可以全面提升电力系统调节能力和灵活性, 又可以在各种

收稿日期: 2025-12-08; 修回日期: 2026-02-26

基金项目: 2024年国网新疆公司科技项目(SGXJDK00XXJS2400110)。

Project Supported by 2024 Science and Technology Project of State Grid Xinjiang Electric Power Co., Ltd.(SGXJDK00XXJS2400110).

应用场景中提高储能系统收益^[2]。

文[3]提出一种改进的蒙特卡洛算法以避免传统方法抽样量大、计算时间长的问题。文[4]采用LHS方法进行分层采样,提高了样本集对随机变量分布空间的覆盖程度。利用新能源发电的概率预测生成日前的动态场景集。这种方法存在一定的局限性:①是对多个时间断面的概率模型进行估计较为复杂;②是没有计及每个时间断面上的相关性,可能导致风电的波动性存在较大的误差。然而,新能源、负荷的功率是一个随机过程,在考虑新能源、负荷的场景生成时,必须考虑其在时间上的相关性。利用上述方法生成的场景能够代表随机变量的随机特性,但是场景的规模巨大,易造成维数灾的情况,以致无法对模型进行求解。因此,需要对生成的原始场景进行削减,其主要目标是削减后的场景集合代入随机优化模型后得到结果与原始场景的结果高度一致。

文[5]考虑新能源和储能运行过程中储能能量的动态变化过程,以储能单元的技术特性为约束,提出以负荷缺电率和能量溢出比为考核指标的储能系统优化配置方法,并对三种电池的经济性进行可对比。文[6]根据负荷和新能源发电曲线,用穷尽搜索法对独立新能源混合储能系统进行了优化配置。以年为运行周期,得到实现不间断供电的不同类型储能电池配置方案。为实现独立新能源混合储能发电自治系统的配置提供依据。文[7]建立了计及初始投资成本、运行维护成本、残值等的经济性模型,配置最优的新能源容量和小型压缩空气储能容量。上述模型主要以小型的光—储—荷系统为研究对象,但是构网型储能主要是为建设方带来更高的经济效益,基于应用场景的需求响应是建立模型的重要因素。

基于以上内容文中针对新能源场站侧构网型储能系统的优化配置问题开展研究,包括:基于多时段概率分布模型,研究了计及时间相关性的场景生成方法;基于多场景技术对构网型储能的随机优化配置方法进行了研究,将多场景技术应用到构网型储能的优化配置中,建立了考虑了分时电价、新能源上网电价、储能的投资和运维成本等因素的综合收益的期望值模型,通过算例分析,得到了构网型储能的最佳配置方案,而且利用期望值模型获得的综合收益高于确定场景的收益。

1 场景生成及场景削减技术研究

新能源发电和负荷等受天气、用电习惯等因素

影响具有一定的随机性,在进行电力调度或者规划时需要将随机性考虑在内,假设所需的输入数据以天为单位,以每天的历史数据为输入则存在随机特征不明显等问题^[3],因此,需要对历史数据进行统计并拟合其服从的概率分布模型,以分布模型为基础生成的数据则具有明显的随机特征。

1.1 场景生成及削减

设连续型随机变量 X 的概率密度为 $f(x)$,若积分绝对收敛,则称积分的值为随机变量 X 的数学期望,记为 $E(X)$,即

$$E(X) = \int_{-\infty}^{\infty} xf(x)dx \quad (1)$$

式(1)中随机变量的期望值模型可以表达为

$$\min_{x \in R} E[f(\omega, x)] = \int_{\Omega} Pf(\omega, x)d\omega \quad (2)$$

式(2)中: Ω 为实域空间的闭子集合; P 为 ω 在空间 Ω 上的概率测度(也称为概率)。概率测度 P 通常是满足某种连续概率分布的随机变量,如光照强度服从贝塔分布,在进行计算时需要将概率测度 P 的概率分布离散化为有限个数量庞大的离散值,利用确定性优化的方法求解其最优值,这些离散值即为“场景”^[8]。具体步骤如下:

1)构造或描述概率过程。对于具有随机性质的问题,如新能源发电辐照度、负荷功率等,需要正确描述和模拟这个概率过程,即通过历史数据生成随机变量的概率分布模型^[9]。

2)实现对已知概率分布的抽样。假设 X 为一个连续随机变量,其累积分布函数为 $F_n(x)$ 。此时,随机变量 $Y=F_n(x)$ 服从区间 $[0, 1]$ 上的均匀分布。逆变换采样即是将该过程反过来进行:首先对于随机变量 Y ,从0至1中随机均匀抽取一个数 u ,从分布 $F_n(x)$ 中生成的随机样本为

$$x = F_n^{-1}(u) \quad u \sim U(0, 1) \quad (3)$$

式(3)中: F_n^{-1} 为累积分布函数 F_n 的反函数; $U(0, 1)$ 为 $(0, 1)$ 之间的均匀分布。

3)建立各种估计量。对概率分布函数抽样得到样本值,设为 $(x_1, x_2, \dots, x_n)$, θ 为总体分布的未知参数,为了估计未知参数 θ ,需要建立一个统计量 $h(x_1, x_2, \dots, x_n)$,然后利用统计量的值 $h(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 估计 θ 的大小。

文中的场景为新能源和负荷的日功率曲线,采样时间为1 h,每个采样点是通过新能源或负荷功率的概率分布函数抽样得到,然后考虑各个时间点采样值的相关性,将采样点连接成为功率曲线。

场景削减的过程可以看做是一个优化过程,其实质与聚类算法类似。场景削减常采用K-中心点

聚类算法,在传统K-中心点聚类算法中,设初始数据集为 L ,聚类后得到的聚类中心的个数为 k 。K-中心点聚类算法的主要步骤:

步骤1)在所有数据集中随机选择 K 个数据作为各个聚簇的中心点。

步骤2)计算数据集中的数据点分到 K 个数据中心点的距离 $d(\omega_i, \omega_j)$,将数据点 i 归类到距离其最近的中心点所述的聚类簇。

$$\begin{cases} d(\omega_i, \omega_j) = \|\omega_i - \omega_j\|_2 \\ i = 1, 2, \dots, n-k \\ j = 1, 2, \dots, k \\ i \neq j \end{cases} \quad (4)$$

步骤3)在每个聚簇中,计算每个点到其他所有点距离之和,将距离之和小的点作为新的聚类中心。

步骤4)重复步骤2)、3),直到各个聚簇的中心点不再改变。

1.2 改进K-中心点算法

当数据规模较大时,假如所选中心点个数为 N 个,数据集中其他数据点的规模为 M 个,则每次迭代需要的运算量为 $N \times M$ 个,计算量将非常大,文中提出一种搜索范围优化的方法,考虑到负荷或数据点中,每个时刻出力特征和量纲相同,因此,所有的数据对象均可以与同一参考点构造他们之间的相对距离,然后对相对距离进行排序,并以此辅助进行聚类搜索。设参考数据中心点为 $\omega_0(\omega_0=0)$,数据点 ω_i 与 ω_0 的距离为 $d(\omega_0, \omega_i)$,根据闵可夫斯基不等式

$$|d(\omega_0, \omega_i) - d(\omega_0, \omega_j)| \leq d(\omega_i, \omega_j) \quad (5)$$

式(5)中,左侧的值越大,则右侧值越大,只需对满足 $|d(\omega_0, \omega_i) - d(\omega_0, \omega_j)| \leq \delta$ 的 ω_i 进行比较即可, δ 是一个搜索范围阈值。首先,需要对所有数据点的欧式距离 $d(\omega_0, \omega_i)$ 排序,然后,按照各个数据点的距离确定搜索范围。文中的场景为新能源或负荷的连续功率曲线,每一个曲线仍可以视为高维数据空间中的数据点,并可以利用欧式距离衡量点与点之间的远近。

设数据集 P 中数据点的规模为 N_s ,削减后的规模即中心点个数为 k ,改进K-中心点算法的步骤为:

步骤1)对于所有的数据点 $\omega_i \in P$,计算所有数据点与 ω_i 与 ω_0 的欧式距离 $d(\omega_0, \omega_i)$,并对所有的欧式距离排序。

步骤2)取序号为 $m=1+k \times [N_s/K]$ ($k=0, 1, \dots, K-1$)的 K 个场景,作为初始聚类中心集合。

步骤3)以上述收缩范围优化方法,确定每个数据点所属的聚类中心,并更新中心点。

步骤4)重复步骤3),直到聚类中心点不再改变,

或达到指定的迭代次数。

利用该算法可以将生成的大量场景缩减到几个最有可能发生的场景。假设初始场景集用 S_0 表示,经过缩减后的场景集 S_k 用表示,定义原始场景集到自身的距离为1,则缩减后的场景到原始场景的距离为0~1之间的值,距离越接近1,缩减后的场景的信息损失越小。在进行场景缩减时,场景越少,储能优化配置的计算量就越少,但是对原始场景的信息损失越大;场景过多,则会造成计算量急剧增加的情况。此处的概率距离可以定义为

$$c(S_0, S_k) = \sum_{\omega_0 \in S_0} \left[\eta(\omega_0) \sum_{\omega_k \in S_k} \left(\eta(\omega_k) \cdot \|\omega_0 - \omega_k\|_2 \right) \right] \quad (6)$$

式(6)中: ω_0 为初始场景集中的某一场景; ω_k 为缩减后场景集中的某一场景; $\eta(\cdot)$ 为场景发生的概率; $\|\cdot\|_2$ 为两个场景间的欧式距离。场景缩减将在文中后面的应用算例中进行分析。

2 计及时间相关性的场景生成技术

新能源发电和负荷等受天气、用电习惯等因素影响具有一定的随机性,在进行电力调度或者规划时需要将随机性考虑在内,假设所需的输入数据以天为单位,以每天的历史数据为输入则存在随机特征不明显等问题,因此,需要对历史数据进行统计并拟合其服从的概率分布模型,以分布模型为基础生成的数据则具有明显的随机特征^[10]。

2.1 新能源和负荷的分时段概率分布模型

现有研究通常对新能源一天的概率分布进行建模,而场景生成需要利用概率分布模型产生一天连续24 h的新能源曲线,这种以日为单位的概率分布模型进行采样得到的新能源曲线的误差显然是非常大,因此,为降低这种抽样误差,文中提出利用非参数核密度估计来建立新能源和负荷的分时段概率分布模型。

核密度估计是非参数估计的一种,是一种无需任何先验知识,利用平滑的“核”函数来拟合观察到的数据样本,从而对数据所服从的概率分布曲线进行模拟,完全从数据样本出发研究数据分布特征的方法,将每个数据样本的数据和带宽作为核函数的参数,得到 N 个核函数,然后将它们线性叠加就形成了核密度的估计函数。

假设 $x_1, x_2, \dots, x_n$ 为独立同分布 F 的 n 个样本点,设其概率密度函数为 f ,核密度估计为

$$\hat{f}(x) = \frac{1}{nh} \sum_{i=1}^n K\left(\frac{x-x_i}{h}\right) \quad (7)$$

式(7)中: h 为带宽; n 为样本数; $K(*)$ 为核函数。文中选用 Gaussian 核函数, 核函数 $K(*)$ 需要满足的性质为:

$$\begin{cases} \int K(u)du = 1 \\ \int u K(u)du = 0 \\ \int u^2 K(u)du = \mu_2(k) > 0 \end{cases} \quad (8)$$

$$K(u) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{u^2}{2}} \quad (9)$$

当样本数量 n 无穷大时, $F_n(x)$ 与 $F(x)$ 近似相等, 说明当样本的数量足够大时, 其经验分布函数与理论分布函数十分接近。所以文中以非参数核密度为基础估计建立新能源和负荷的概率分布函数模型。具体步骤如下:

步骤1) 将新能源发电每天的历史数据以 1 h 为时间尺度划分为 24 h, 剔除历史数据全为 0 的数据样本。

步骤2) 处于早晨和傍晚的时段出现发电功率为 0 的频数较多, 如 6:00, 计算这些时刻数据样本中 0 出现的概率。

步骤3) 利用前文所述的核密度估计方法统计剔除 0 后的各时段数据的概率分布。

步骤4) 将步骤2)、3) 中的两个概率分布函数组合, 得到该时刻的分段概率分布模型。

步骤2)、3) 是建立新能源发电的分段概率分布模型, 这样做的原因是某些时刻出现 0 的概率非常高, 该时刻所有数据的经验累积概率分布模型的曲线形状比较“尖锐”, 无论是利用参数估计或非参数估计, 建立的概率分布模型都无法很好的模拟其形状, 而剔除 0 后的数据的经验累积概率分布模型的曲线形状较为“圆滑”, 利用非参数核密度估计可以很好的模拟其概率分布模型。分时段概率分布模型是以 h 为单位对新能源发电历史数据进行估计得到, 每个 h 都分别有一个对应的概率分布模型。

2.2 计及时间相关性的场景生成方法

本节以上一节中的多时段概率分布模型为基础研究计及时间相关性的场景生成方法, 计及时间相关性的场景是指一个新能源电站或负荷的场景, 每一个场景是由一天内 24 个新能源或负荷的功率连成的曲线, 可以将其视为一个随机过程 x_t , x_t 为时间 t 的新能源发电功率^[11]。首先通过逆采样法得到新能源发电功率。

首先对于随机变量 A , 从 0 至 1 中随机均匀抽取一个数 a , 从分布 $F_n(x)$ 中生成的随机样本为:

$$x = F_n^{-1}(a) \quad a \sim U(0, 1) \quad (10)$$

$$\Phi(z) = \int_{-\infty}^z \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2}} dx \quad (11)$$

$$x = F_n^{-1}[\Phi(z)] \quad \Phi(z) \sim U(0, 1) \quad (12)$$

式(12)中: F_n^{-1} 为累积分布函数 F_n 的反函数; $U(0, 1)$ 为 $(0, 1)$ 之间的均匀分布。

通过随机产生服从某个分布的随机数得到概率值, 然后通过概率值逆变换得到新能源发电功率。文中引入标准正态分布作为产生随机数的概率分布函数。

将新能源发电的采样过程转换为标准正态分布的随机采样, 整个新能源场景即随机过程的生成则可以转化为多元标准正态分布额定采样过程。整个新能源场景可以视为一个随机向量 $\mathbf{Z} = (Z_1, Z_2, \dots, Z_T)$, $T=24$, 设随机向量 $\mathbf{Z}$ 服从多元标准正态分布 $\mathbf{Z} \sim N(0, \Sigma)$, 协方差矩阵为

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \sigma_{1,1} & \sigma_{1,2} & \cdots & \sigma_{1,T} \\ \sigma_{2,1} & \sigma_{2,2} & \cdots & \sigma_{2,T} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{T,1} & \sigma_{T,2} & \cdots & \sigma_{T,T} \end{bmatrix} \quad (13)$$

式(13)中, $\sigma_{n,m} = \text{cov}(Z_n, Z_m)$ 为随机变量 Z_n 和 Z_m 之间的协方差, 其中 $n, m=1, 2, \dots, T$ 。 Σ 是正定矩阵且其对角元素均为 1。

随机变量 Z_n 、 Z_m 之间的相关系数为

$$\rho_{n,m} = \text{corr}(Z_n, Z_m) = \frac{\text{cov}(Z_n, Z_m)}{\sigma_n \sigma_m} \quad (14)$$

式(14)中, σ_n 、 σ_m 分别为随机变量 Z_n 、 Z_m 的方差。由于 $\mathbf{Z}$ 服从多元标准正态分布, 因此, $\sigma_n = \sigma_m = 1$, 从而有 $\rho_{n,m} = \text{cov}(Z_n, Z_m) = \sigma_{n,m}$, 即随机变量 Z_n 和 Z_m 的协方差与相关性等价, 因而只需计算 $\mathbf{Z}$ 的协方差矩阵 Σ 便可以得到各个随机变量之间的相关性。为了生成符合新能源发电随机性的场景, 需要确定多元标准正态分布的协方差矩阵。文中提出了一种二次型的协方差结构, 并提出了线性协方差关键参数的优化方法。协方差矩阵中的每一个元素为

$$\sigma_{n,m} = \left(1 - \frac{|n-m|}{\lambda} \right)^2 \quad (15)$$

当范围参数确定后, 协方差矩阵便唯一确定, 因此, 接下来的主要目标就是求解最佳的范围参数, 以保证利用多元标准正态分布生成的新能源发电功率场景符合其随机统计特征。范围参数的优化目标函数为

$$I_\lambda = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^{N_t} \left| f(P_{\text{flu}}^{t,i}) - f'(P_{\text{flu}}^{t,i}) \right| \quad (16)$$

式(16)中: $P_{\text{flu}}^{t,i} = P_{t+1}$; $P_{\text{vu}} - P_{\text{pv}}^1$ 为新能源发电功率

的波动值; $T=23$ 为时间; $N_i=1\ 000$ 为采样规模; $f'(P_{ni}^{ti})$ 为生成场景的新能源发电波动值的概率密度函数; $f'(P_{ni}^{ti})$ 为新能源发电波动值的历史数据的概率密度函数。当该目标最小时, 参数 λ 最优。

2.3 场景生成算例分析

新能源发电的分时段概率分布曲线见图1, 虚线为新能源历史数据的经验分布曲线, 实线为非参数概率密度估计的分布函数曲线, 横轴为新能源发电的标幺值, 纵轴为概率。图1中: ECDF为新能源的经验累积概率分布; KDE为核密度估计概率分布。图1中曲线从左到右分别为时间6:00-12:00和19:00-13:00的概率分布曲线。由图1可见, 经验分布曲线形状不规则, 而参数估计一般仅对符合其形状特征的概率分布模型有效, 无法对新能源发电概率分布曲线进行较好的模拟。核密度估计所得到的概率分布曲线与经验分布曲线非常相近, 而以参数模型估计无法达到这种效果。负荷的分时段概率分布曲线见图2。

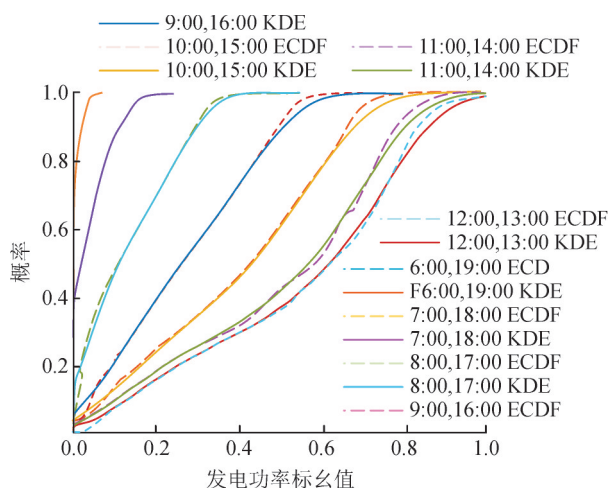


图1 新能源发电的分时段概率分布曲线

Fig. 1 Timeshare probability distribution curve of photovoltaic power generation

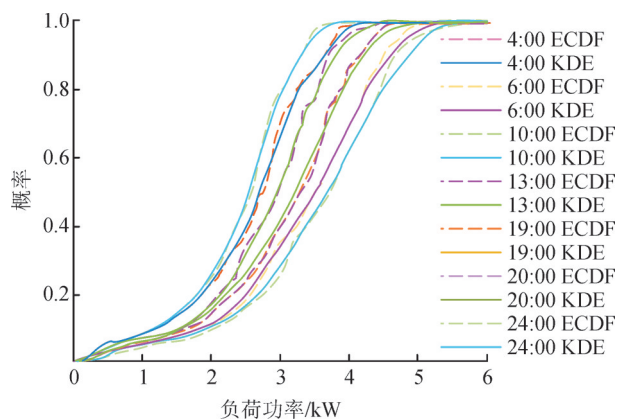


图2 负荷的分时段概率分布曲线

Fig. 2 Time-period probability distribution curve of load

如图2所示, 新能源发电的分时段概率分布曲线, 为了直观显示, 图中只显示了7个时刻的分布曲线, 横轴为负荷的功率, 纵轴为概率。由图2可见, 在不同时段, 负荷所服从分布是不同的, 但是负荷的功率分布较为平均, 因此其不同时间段的概率分布曲线相差较大。核密度估计所得到的概率分布曲线与经验分布曲线非常相近。

在上述新能源和负荷模型的基础上将分时段概率分布模型转化为多元正态分布模型, 通过对多元正态分布模型的抽样, 实现新能源或负荷的场景生成。

以新能源电站数据为例, 不同协方差矩阵结构的指标对比见图3。图3中: 横轴为协方差参数 λ , 纵轴为优化目标函数值。可见随着 λ 的增大, 3种类型的协方差结构得到的指标都有一个先减小后增加的趋势。线性结构和指数结构的指标相近, 二次结构与两者有较大的差距, 但是三者的最小值依次为68.22、69.21、62.82。如2.3节所述, 目标函数值越小, 生成的场景与原始场景的相似性越高。当 $\lambda=260$ 时, 二次结构的指标达到最小值, 即此时所生成的场景在时间相关性上最接近原场景。

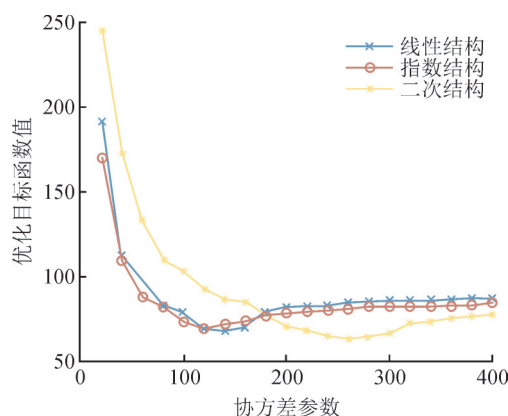


图3 不同协方差矩阵结构的指标对比图

Fig. 3 Index comparison diagram of different covariance matrix structures

当 $\lambda=260$ 时, 以文中所提出的方法生成的100个新能源发电的场景, 以12:00-13:00之间的新能源发电功率波动为例(见图4), 对原始数据和生成1000个场景数据的累积概率分布进行了统计, 两条曲线相似度非常高, 即生成场景的波动性符合原始数据的波动性, 表明文中所构建的协方差矩阵具有良好的效果。文中所述方法同样适用于负荷场景的生成, 当 $\lambda=400$ 可以得到相同的负荷场景。

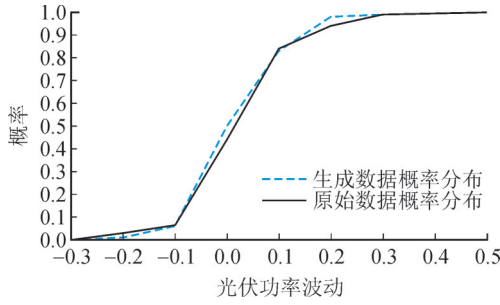


图4 新能源功率波动的概率分布对比

Fig. 4 Comparison of probability distribution of photovoltaic power fluctuation

本节基于上述模型研究了计及时间相关性的场景生成方法。首先,生成的场景是对概率分布模型抽样得到的,利用逆变换采样法进行抽样;其次,由于概率分布模型是以非参数核密度估计法构建,难以处理它们之间的相关性,因此,为构建各时段抽样值的时间相关性,需要将基于核密度估计的概率分布模型转化为多元标准正太分布;本节提出了协方差参数的改进结构及其优化方法,提高了离散场景对原场景的拟合精度。

3 构网型储能系统的优化配置方法

由于新能源出力与负荷具有显著随机性,构网型储能系统的运行状态与经济收益会随典型运行场景变化而发生明显差异。若仅采用单一典型日进行配置分析,难以准确反映储能系统在不同工况下的实际运行特性。因此,文中将前章节所生成的典型场景作为构网型储能优化配置模型的输入,通过场景概率加权方式建立储能系统综合收益期望值模型,从而实现新能源随机场景与构网型储能优化配置之间的耦合。

由于构网型储能系统的核心是通过控制储能系统中的储能逆变器,根据新能源出力情况特性综合考虑电网电压、经济性等指标对储能系统进行控制,大部分构网型储能系统均与新能源微网配合发电,所以研究构网型储能的关键是如何在已知新能源出力的基础上综合考虑经济性等指标进行储能系统规划配置^[12-13]。

3.1 构网型储能电池循环寿命模型

与传统跟网型储能(grid-following, ESS)不同,构网型储能具备电压源特性。相比传统跟网型储能依赖电网电压进行同步,构网型储能能够主动建立电压幅值与相位,在弱电网场景下仍可维持稳定运行;因此,在考虑电池循环寿命模型时对储能容量与功率配置提出更高要求。文中构建了电池寿命的统一模型,电池的每次放电过程都会在一定程度上缩短其寿命,蓄电池在额定的充放电功率和充放电深度下的总能量是可以计算的,在这里称之为总

有效放电量,可以表示为

$$E_{\text{total}} = N_2(S_{\text{max}} - S_{\text{min}})E_{\text{ES}} \quad (17)$$

式(17)中: N_2 为储能电池的循环次数; S_{max} 为荷电状态的最大值; S_{min} 为荷电状态的最小值; E_{ES} 为储能的额定容量。

储能在实际运行过程中释放的总电量为储能正常运行的放电量和自放电量之和

$$E_{\text{dis-ch}} = \sum_{i=1}^{T_{\text{D}}} \sum_{t=1}^{24} \Delta t (P_{E,t,i} + P_{E_{\text{loss}},t,i}) \quad (18)$$

式(18)中: $P_{E,t,i}$ 为第*i*天第*t*个时刻的放电功率; $P_{E_{\text{loss}},t,i}$ 为第*i*天第*t*个时刻的自放电功率。文中假设储能电池运行在额定的充放电深度之间,储能的电池使用寿命仅受其放电量的影响,并且以天为单位计算电池的放电量。因此,当 $E_{\text{total}} = E_{\text{dis-ch}}$ 时,可以求得式储能电池的使用天数 T_{D} 。

由于在后续的运行成本折算过程中,储能的寿命需要以整数进行计算,以年为单位造成的误差较大。为更加精确的计算储能使用寿命,文中以月为单位,电池的使用寿命为

$$T_{\text{M}} = \frac{12 \cdot T_{\text{D}}}{365} = \frac{12}{365} \cdot \frac{N(S_{\text{max}} - S_{\text{min}})E_{\text{ES}}}{\sum_{i=1}^{T_{\text{D}}} \sum_{t=1}^{24} \Delta t (P_{E,t,i} + P_{E_{\text{loss}},t,i})} \quad (19)$$

上述储能的寿命模型是以储能电池的总放电量为参考的,但是,如果储能系统每天只充放电一次,锂离子电池的实际寿命为9年左右,循环次数为4 000次,每天满充满放的寿命为4 000/365≈11年,大于实际寿命,因此,应取寿命中较小的,即

$$T_{\text{ES}} = \min(T_{\text{M}}, T_{\text{N}}) \quad (20)$$

式(20)中: T_{M} 为储能电池实际寿命; T_{N} 为储能电池的额定寿命,单位为月。

3.2 构网型储能系统收益模型

3.2.1 目标函数

构网型储能系统优化的综合收益为储能节省的费用减去综合成本,综合成本包括储能系统的投资、维护费用、购电成本,目标函数为

$$F = f_1 - (f_2 + f_3 + f_4) \quad (21)$$

如果不安装储能系统时,发电成本为发电的总成本减去新能源发电新能源上网的收益

$$f_1 = \sum_{\tau=1}^{T_{\text{ES}}} \gamma^{\tau} \cdot T \cdot \sum_{t=1}^{24} [C_{G,t}(P_{L,t} - P_{PV1,t}) - C_{PV,t}P_{PV2,t}] = \frac{\gamma(1-\gamma^{T_{\text{ES}}})}{1-\gamma} \cdot T \cdot \sum_{t=1}^{24} [C_{G,t}(P_{L,t} - P_{PV1,t}) - C_{PV,t}P_{PV2,t}] \quad (22)$$

储能的运行维护成本

$$f_3 = \sum_{\tau=1}^{T_{\text{ES}}} C_{\text{M}} P_{\text{ES}} \gamma^{\tau} = \frac{\gamma(1-\gamma^{T_{\text{ES}}})}{1-\gamma} \cdot C_{\text{M}} P_{\text{ES}} \quad (23)$$

在安装储能系统后,电网用电功率为

$$P_{G,t} = P_{L,t} + P_{E,t} - P_{PV1,t} \quad (24)$$

储能和新能源的联合系统的运行成本为从电网购电的费用减去出售给电网的新能源发电功率的费用,即

$$f_4 = \sum_{\tau=1}^{T_{ES}} \lambda^{\tau} \cdot T \cdot \sum_{t=1}^{24} (C_{G,t} P_{G,t} - C_{PV,t} P_{PV2,t}) = \frac{\gamma(1-\gamma^{T_{ES}})}{1-\gamma} \cdot T \cdot \sum_{t=1}^{24} (C_{G,t} P_{G,t} - C_{PV,t} P_{PV2,t}) \quad (25)$$

在安装储能系统后,用电功率为

$$P_{G,t} = P_{L,t} + P_{E,t} - P_{PV1,t} \quad (26)$$

负荷、储能和新能源的联合系统的运行成本为从电网购电的费用减去出售给电网的新能源发电功率的费用,即

$$f_4 = \sum_{\tau=1}^{T_{ES}} \lambda^{\tau} \cdot T \cdot \sum_{t=1}^{24} (C_{G,t} P_{G,t} - C_{PV,t} P_{PV2,t}) = \frac{\gamma(1-\gamma^{T_{ES}})}{1-\gamma} \cdot T \cdot \sum_{t=1}^{24} (C_{G,t} P_{G,t} - C_{PV,t} P_{PV2,t}) \quad (27)$$

$$P_{PV2,t} = P_{PV,t} - P_{PV1,t} \quad (28)$$

式(22)-(28)中: P_{ES} 、 E_{ES} 分别为储能系统的额定功率、额定容量; C_P 、 C_E 、 C_M 分别为储能系统功率、容量和维护费用的单位成本; $P_{PV1,t}$ 为使用的新能源发电功率; $P_{PV2,t}$ 为新能源发电的上网功率; $P_{E,t}$ 为储能系统的输出功率,正值为充电,负值为放电; $P_{L,t}$ 为负荷功率; γ 为折算系数; T 为天数,此处其值取365/12。

储能的维护成本和系统的运行费用考虑的储能系统的全寿命周期,在这个周期内,需要考虑通货膨胀等因素对总成本的影响^[13],因此在式子中乘以了系数 $\gamma=(1+\alpha)/(1+\beta)$, α 、 β 分别为月通货膨胀率、贴现率,分别取值为0.2%、0.5%。此外,式(28)中还采用了分时电价,分时电价包含不同的类型,其中峰谷分时电价是按用电高峰和用电低谷分别计算电费的一种电价制度。高峰用电,一般指用电单位较集中,供电紧张时的用电,如在白天,收费标准高;低谷用电,一般指用电单位较少、供电较充足时的用电,如在夜间,收费标准较低。实行峰谷电价有利于错开用电时间,充分利用设备和能源^[14-15]。

电网为了满足供电的需求,必须保证及时的电力供应和容量储备,电网在这个过程中也产生了相应的成本,因此,使用不同时段电能,也应该承担不同的电价,这也体现了商品的价值规律^[16-18]。

3.2.2 约束条件

前文中假设储能系统不能将电能输送到电网,因此,其某时刻的放电功率不应大于此时的负荷功率,即

$$P_{L,t} + P_{E,t} > 0 \quad (29)$$

储能系统在充放电过程中,其荷电状态SOC(state of charge)应符合以下等式约束

$$\begin{cases} SOC_{ES,t} = SOC_{ES,t-1} + \frac{\eta_{ch} P_{ES,t-1} \Delta t}{E_{ES}} & P_{ES,t-1} > 0 \\ SOC_{ES,t} = SOC_{ES,t-1} + \frac{P_{ES,t-1} \Delta t}{\eta_{disch} E_{ES}} & P_{ES,t-1} < 0 \end{cases} \quad (30)$$

在联合系统的运行过程中,储能系统的充放电功率和SOC应满足以下不等式约束:

$$|P_{ES,t}| \leq P_{ES,max} \quad (31)$$

$$SOC_{ES,min} \leq SOC_{ES,t} \leq SOC_{ES,max} \quad (32)$$

式(30)-(32)中: η_{ch} 、 η_{disch} 分别为储能系统的充电和放电效率; Δt 为采样时间间隔; $P_{ES,max}$ 为储能系统的最大输出功率; $SOC_{ES,min}$ 、 $SOC_{ES,max}$ 分别为储能电池的最小和最大SOC。

在随机规划问题中,由于决策变量与目标函数都是作用于随机变量上,所以随机规划问题几乎都是非线性规划问题。在规划问题中,求解随机规划问题是规划论中最为困难的问题。当随机变量是某个区域上的连续变量时,这就是连续型的随机规划问题。除此之外,就是非连续型的随机规划问题。文中可以将储能系统的功率和容量视为离散变量,综合收益的期望值即为每个场景下的综合收益与场景概率的乘积之和。

利用场景生成方法生成用户负荷场景或者负荷和新能源的场景,并对得到的场景进行缩减得到最有可能出现的若干场景及其发生的概率。利用场景生成方法生成负荷场景或者负荷和新能源的场景,并对得到的场景进行缩减得到最有可能出现的若干场景及其发生的概率,得到的场景和概率则作为期望值模型的输入。当储能的功率和容量确定时,可以通过优化算法计算某个场景下的收益模型的最大值,计算多个场景对应的最大收益,则可以得到其期望收益。因此,以储能系统的功率和容量为变量,建立综合收益的期望值模型,当综合收益的期望值最大时,储能系统的功率和容量为最佳选择。期望值模型的表达式为

$$E(P_{ES}, E_{ES}) = \sum_{n=1}^N \xi_{nx} F_n \quad (33)$$

式(33)中, ξ_{nx} 、 F_n 分别为场景 nx 对应的概率和综合收益。

3.3 算例分析

本节采用某工业用户365天的负荷和新能源数据,负荷功率为2 000 kW,新能源电站的功率为500 kW。本节分为两个算例,算例1只考虑负荷,即新能源有

关的变量设置为0,输入的负荷仅在时间上存在相关性。算例2考虑加装新能源电站,两个元件在空间上存在相关性。实际情况中,不同的分时电价类型不同,文中主要的目的是验证期望值模型的先进性,在分时电价的选取上做了简化,假设用电电价、电池参数等见表1、2。

表1 分时电价

Table 1 Time-of-use electricity price

时段/h	1:00-8:00	9:00-12:00	13:00-17:00	18:00-21:00	22:00-24:00
价格/元	0.320 0	1.100 2	0.660 1	1.100 2	0.660 1

表2 电池参数

Table 2 Battery parameters

电池类型	Li-ion	NaS	VRB	PSB	VRLA
$C_p/(\text{元}\cdot\text{kW}^{-1})$	2 600	2 600	2 300	950	600
$C_e/[\text{元}\cdot(\text{k}\cdot\text{Wh})^{-1}]$	1 500	1 800	900	450	950
$C_m/[\text{元}\cdot(\text{kW})^{-1}]$	65	60	60	60	70
$w/\%$	90	85	75	60	80
T/a	9	15	15	10	5
N	4 000	4 500	10 000	5 000	800

上网电价为1元/kWh。算例中采用的电池参数见表2。表2中: C_p 为储能系统的单位功率成本,元/千瓦; C_e 为储能系统的单位容量成本,元/千瓦时; C_m 为储能系统的单位运维成本,元/千瓦/年; w 为能量效率; T 为储能电池的循环寿命,年; N 为储能电池的循环次数。

负荷数据见图5,根据场景生成方法,生成1 000个场景,然后进行场景缩减,场景缩减的评价指标为Kantorovich距离。定义原始1 000个场景到自身的距离为1,则缩减后的场景到原始场景的距离为0~1之间的值,距离越接近1,缩减后的场景的信息损失越小。

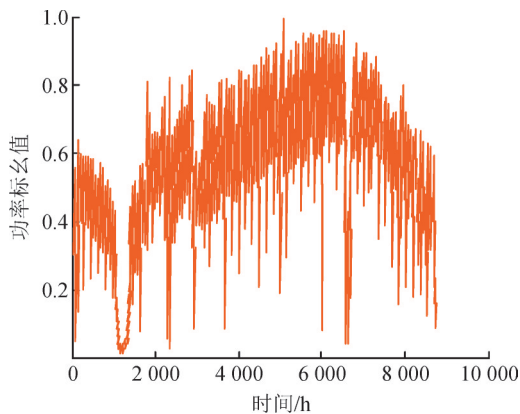


图5 一年的负荷数据曲线

Fig. 5 One year's load data curve

文中以概率距离95%为指标选择缩减后场景的数量,对生成的1 000个场景初始场景进行缩减。

概率距离与缩减后场景集中场景的个数对应见图6,以几个场景数量示意概率距离的变化情况,缩减后场景数量较少时,如3、4、5,减少或增加一个场景使得概率距离变化较大,缩减后场景数量较多时,如50、200,减少或增加场景的数量引起概率距离变化非常小。当场景数为4时,概率距离超过0.95,此时缩减后的场景见图7,场景 S_1 ~ S_4 的概率分别为28.9%、8.9%、24.6%、37.6%。图7中4种场景的功率差较大,做为聚类中心,4种场景覆盖了不同的功率范围,其中场景 S_2 出现的概率最小,对应图5中一年的负荷曲线,直观上低功率出现的概率也是最小的。

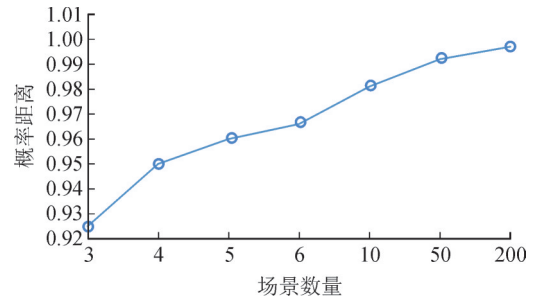


图6 不同场景数量对应的概率距离

Fig. 6 The probability distance corresponding to the number of different scenario

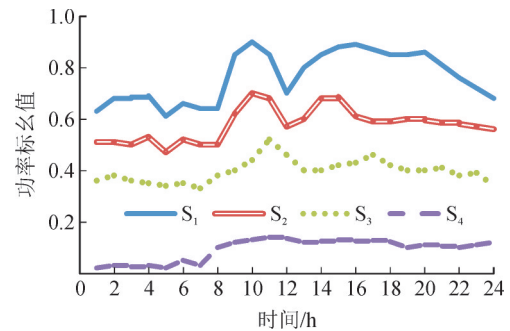


图7 场景缩减后得到的4个场景

Fig. 7 The four scenarios obtained after the scenario reduction

以锂离子电池为例,假设储能系统的额定功率为800 kW时,不同储能容量和不同场景对应的收益见表3。同一个储能容量在不同的场景下的收益是不同的,甚至是负的,因此假设只使用其中的一个场景作为典型日进行计算会出现非常大的偏差,收益期望值则综合考虑了4个场景及其出现的概率,所得到的结果更加合理。随着储能容量的增加,对于场景 S_1 、 S_3 、 S_4 ,其收益是先增后减的趋势。由于场景 S_2 的负荷功率较小,在容量为5 400~7 000 kWh的范围内,储能带来的收益无法抵消其成本,综合收益是一直减小的。期望值收益综合了4种场景,考虑了更多的随机因素,收益的期望值随着容量的增加而先增后减,当 $E=6 400$ kWh时,收益最大。此时,安装的储能最佳选择应为 $E=6 400$ kWh。对不

同功率和容量下用户的收益进行计算见图8。

表3 不同储能容量下用户收益

Table 3 User benefits under different energy storage capacities

储能容量 $E/$ (kWh)	不同场景下的收益/百万元				期望值/百 万元
	S_1	S_2	S_3	S_4	
5 200	-2.87	-10.86	2.56	2.56	-0.21
5 400	3.08	-11.17	3.29	3.29	1.94
5 600	3.83	-11.49	4.04	4.04	2.60
5 800	4.59	-11.80	4.79	4.79	3.26
6 000	5.36	-12.10	5.36	5.36	3.80
6 200	5.92	-12.41	6.13	6.13	4.42
6 400	6.70	-12.72	6.91	6.91	5.10
6 600	6.59	-13.04	6.79	6.79	4.97
6 800	6.47	-13.35	6.65	6.65	4.82
7 000	6.33	-13.66	6.50	6.50	4.66

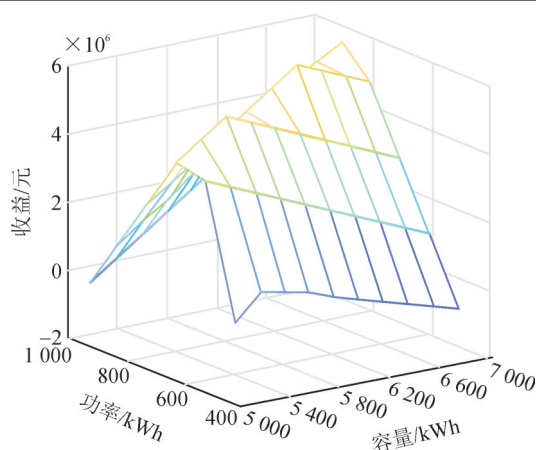


图8 不同储能功率和容量下的用户收益

Fig. 8 User benefits under different energy storage power and capacity

从两个维度来看,随着功率的增加,期望收益先增后减;随着容量增加,期望收益也是先增后减。但是,最大收益对应的功率和容量与从某单一维度看的功率或容量不同,因此,先规划功率后规划容量或先规划容量后规划功率的方法并不合适。图8中,在功率为800 kW,容量为6400 kWh时,收益达到最大。文中对不同电池类型在确定性场景、不同场景两种情况下的储能配置和收益进行了对比,见表4。表4中,由于分时电价的影响,在9:00-12:00、18:00-21:00的6 h时段与0:00-8:00的8 h时段电价差最大,因此,在0:00-8:00储能充电,9:00-12:00、18:00-21:00放电,则可以获取最大的收益。使用期望值模型时,配置锂离子电池的收益是最高的,确定性场景时,则是锌溴电池的收益最高,但是,两种方法对比时,期望值模型得到的收益最大值大于后者,确定性场景下储能系统的功率和容量都高于期望值模型,收益则比期望值模型低

9.31%~38.33%。不同电池不同算法的配置结果和收益对比见表4。

表4 不同电池不同算法的配置结果和收益对比

Table 4 Comparison of configuration results and benefits of different battery algorithms

电池	期望值模型			确定性优化		
	额定功率/kW	额定容量/kWh	期望收益/百万元	额定功率/kW	额定容量/kWh	收益/百万元
Li-ion	800	6 400	5.65	900	7 200	4.20
NaS	800	6 400	2.27	850	6 800	1.40
VRB	800	6 400	5.50	900	7 200	4.50
PSB	800	6 400	4.99	900	7 200	4.53
VRLA	900	7 200	2.56	950	7 600	2.15

利用场景生成和缩减方法,将生成的1000个场景缩减到不同的场景数量,以 Kantorovich 距离为评价指标,当其值为95%时选择缩减后场景的数量见图9。如图9所示,当场景数量为20时,概率距离大于0.95,此处把这20个场景称为最有可能发生的场景。以20个场景为储能优化配置的输入数据,缩减后的20个场景见图10,各场景的出现概率见表5。

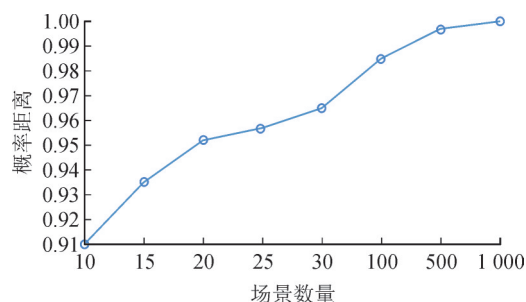


图9 不同场景数量对应的概率距离

Fig. 9 The probability distance corresponding to the number of different scenes

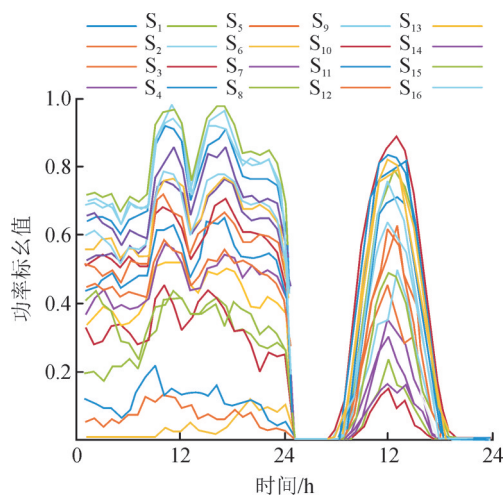


图10 负荷和新能源20个对应场景

Fig. 10 Load and PV 20 corresponding scenarios

表5 20个场景发生的概率

Table 5 The probability of 20 scenarios happening

场景	概率	场景	概率
S ₁	0.077	S ₁₁	0.008
S ₂	0.063	S ₁₂	0.075
S ₃	0.042	S ₁₃	0.024
S ₄	0.056	S ₁₄	0.032
S ₅	0.073	S ₁₅	0.04
S ₆	0.067	S ₁₆	0.045
S ₇	0.072	S ₁₇	0.069
S ₈	0.054	S ₁₈	0.038
S ₉	0.032	S ₁₉	0.061
S ₁₀	0.034	S ₂₀	0.038

以锂离子电池为例,不同储能容量下用户收益见表6,表6中仅显示了前10个场景的计算结果, E

代表储能的系统的容量。以储能功率 $P=200\text{ kW}$ 为例,根据收益模型可以得到不同容量值下,储能系统全寿命周期内的收益,表6中,以前10个场景为例进行了示意。与表3、4的情况类似,每个场景下最优的收益对应的储能容量有所不同,大部分场景的收益是先增后减,如 S_1 、 S_2 等;有的场景的收益转一直减小,如 S_3 ,其原因是负荷较小,储能带来的收益无法抵消其成本;有些场景的收益是相同的,如 S_4 、 S_7 、 S_{10} ,其主要原因为假设储能的功率为 200 kW ,在这些场景下,较小的功率限制了储能带来更多的收益,导致其收益相同。表6中最后一列的期望值考虑了所有场景及其发生的概率,当储能容量为 $1\ 600\text{ kWh}$ 时,期望收益对应的储能容量更加合理。

表6 不同储能容量下用户收益

Table 6 User benefits under different energy storage capacities

储能容量 E/kWh	不同场景下的收益/百万元										期望值/百万元
	S ₁	S ₂	S ₃	S ₄	S ₅	S ₆	S ₇	S ₈	S ₉	S ₁₀	
600	-12.36	-13.11	-17.39	-11.59	-11.59	-11.59	-11.59	-12.27	-11.59	-11.59	-12.020
800	-7.91	-9.95	-17.06	-7.43	-7.43	-7.43	-7.43	-8.38	-7.43	-7.43	-8.070
1 000	-3.43	-6.74	-16.94	-2.69	-2.69	-2.69	-2.69	-3.93	-2.69	-2.69	-3.660
1 200	1.61	-4.15	-17.02	2.57	2.57	2.57	2.57	0.97	2.57	2.57	1.167
1 400	7.14	-2.66	-17.40	8.30	8.30	8.30	8.30	6.29	8.30	8.30	6.330
1 600	13.13	-2.25	-19.13	14.44	14.44	14.44	14.44	10.96	14.44	14.44	11.690
1 800	11.27	-4.52	-21.31	14.70	14.70	14.70	14.70	10.96	14.70	14.70	11.510
2 000	11.53	-5.40	-23.87	13.45	13.45	13.45	13.45	9.57	13.45	13.45	10.340
2 200	10.29	-7.26	-26.49	11.95	11.95	11.95	11.95	7.96	11.95	11.95	8.790
2 400	8.81	-9.28	-29.15	10.25	10.25	10.25	10.25	6.16	10.25	10.25	7.030

对比不同的储能功率和容量,得到收益曲线见图11。以功率—收益、容量—收益的二维角度看,收益都有先增加后减小的趋势。当 $P=750\text{ kW}$, $E=6\ 000\text{ kWh}$ 时,用户的收益达到最大为325万元。配置最优时,在第5个场景下的功率曲线见图12。储能功率大于0时,储能充电,小于0时,储能放电。在9:00和19:00-21:00,出现了负荷功率小于储能额定功率的情况,由于设定储能不允许向电网输送功率可见,此时的储能输出功率等于负荷功率。在10:00-13:00,新能源上网电价低于用电电价,此时有一部分新能源被使用,剩余部分输送到电网。在该时段,负荷功率大于新能源功率,若无储能,新能源将被全部使用,剩余负荷以从电网购电的方式用电;配置储能系统后,大部分新能源发电被输送到电网,因此,该时段的收益不仅来自于储能“低储高发”的收益,还有储能的加入增加的新能源上网电量。因为在该时段优先使用储能存储的电量,储能

的使用减小了新能源自用率。在13:00-17:00,新能源上网电价高于用电电价,新能源全部上网,此时的平段电价与谷段电价差较小,储能保持不动作。

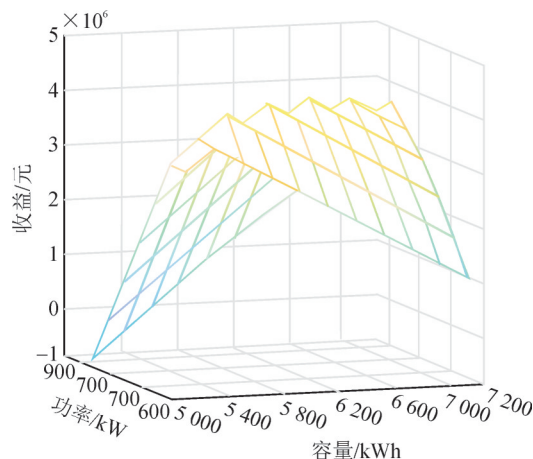


图11 不同储能功率和容量的用户收益

Fig. 11 User benefits of different energy storage power and capacity

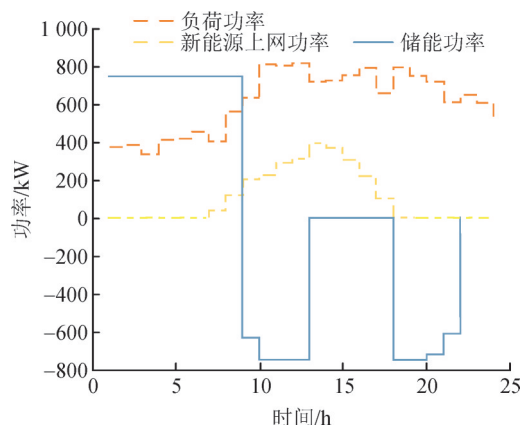


图12 最优配置时的运行曲线

Fig. 12 Running curve in optimal configuration

不同电池不同算法的配置结果和收益对比见表7。如表7所示,文中对不同电池类型在确定性场景和不同场景两种情况下的储能配置和用户收益进行了对比,两种情况下,配置锂离子电池的用户收益都是最高的,但是,确定性场景下储能系统的功率和容量都高于期望值模型,收益则比期望值模型低24.29%~52.87%。

表7 不同电池不同算法的配置结果和收益对比

Table 7 Comparison of configuration results and benefits of different battery algorithms

电池	期望值模型			确定性场景模型		
	额定功率/ kW	额定容量/ kWh	期望收益/ 百万元	额定功率/ kW	额定容量/ kWh	收益/ 百万元
Li-ion	750	6 000	3.25	800	6 400	2.50
NaS	750	6 000	2.67	800	6 400	1.80
VRB	750	6 000	3.07	800	6 400	2.47
PSB	750	6 000	2.93	850	6 600	2.29
VRLA	850	6 800	2.40	950	7 600	1.57

4 结论

针对现有场景生成方法多用于系统调度问题,不适用于储能系统的规划,无法生成同时具有时间相关性的场景以及储能系统收益受应用场景影响较明显等问题提出了基于收益最大化的多场景构网型储能优化配置方法并得出以下结论:

1)场景分析可以分为单元件场景和多元件场景,为求解期望值模型,需将随机变量的连续型概率分布离散化进而生成场景集,而为了充分拟合概率分布模型,场景集的规模往往十分庞大,需要采用场景削减技术进行削减以降低运算量。

2)提出的协方差矩阵的结构和参数优化模型。利用某一新能源发电算例对比了3种类型的结构,

线性结构和指数结构的指标相近,二次结构与两者有较大的差距且二次型的结构优于其他两种。①只包含负荷,缩减后的负荷场景数量较少时,减少或增加一个场景使得概率距离变化较大;缩减后的负荷场景数量较多时,减少或增加场景的数量引起概率距离变化非常小。②包含负荷和新能源时,当缩减后的场景数量为20时,概率距离大于0.95,这20个场景为最有可能发生的场景。利用期望值模型获得的综合收益比确定场景的收益高24.29%~52.87%。

参考文献:

- [1] 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.
- [2] 马兰,谢丽蓉,叶林,等.基于混合储能双层规划模型的风电波动平抑策略[J]. 电网技术,2022,46(3):1016-1029.
Ma Lan, Xie Lirong, Ye Lin, et al. Wind power fluctuation suppression strategy based on hybrid energy storage bi-level programming model[J]. Power System Technology, 2022, 46(3): 1016-1029.
- [3] 杨大勇,葛琪,董永超.基于K均值聚类的新能源电站运行状态模式识别研究[J]. 电力系统保护与控制,2016,44(14):25-30.
Yang Dayong, Ge Qi, Dong Yongchao. Study on pattern recognition of PV power station operation state based on K-means clustering[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(14): 25-30.
- [4] 于晗,钟志勇,黄杰波,等.采用拉丁超立方采样的电力系统概率潮流计算方法[J]. 电力系统自动化,2009,33(21):32-35.
Yu Han, Zhong Zhiyong, Huang Jiebo, et al. A probabilistic load flow calculation method with latin hypercube sampling[J]. Automation of Electric Power Systems, 2009, 33(21): 32-35.
- [5] 吴小刚,刘宗歧,田立亭,等.独立光伏系统光储容量优化配置方法[J]. 电网技术,2014,38(5):1271-1276.
Wu Xiaogang, Liu Zongqi, Tian Liting, et al. Optimized capacity configuration of photovoltaic generation and energy storage device for stand-alone photovoltaic generation system[J]. Power System Technology, 2014, 38(5): 1271-1276.
- [6] 张任,徐红伟.独立光伏混合储能发电自治系统配置优化[J]. 可再生能源,2015,33(9):1305-1311.
Zhang Ren, Xu Hongwei. Independent photovoltaic hybrid energy storage optimization design of autonomous power system[J]. Renewable Energy Resources, 2015, 33(9): 1305-1311.
- [7] 杨安,杨江涛,刘佳,等.独立光伏系统中考虑小型压缩空气储能的容量配置[J]. 电力科学与工程,2017,33(6):12-18.
Yang An, Yang Jiangtao, Liu Jia, et al. Capacity configurations of stand-alone photovoltaic system based on small scale compressed air energy storage[J]. Electric Power Science and Engineering,

- 2017, 33(6): 12-18.
- [8] 兑潇玮, 朱桂萍, 刘艳章. 考虑预测误差的风电场储能配置优化方法[J]. 电网技术, 2017, 41(2): 434-439.
Dui Xiaowei, Zhu Guiping, Liu Yanzhang. Research on battery storage sizing for wind farm considering forecast error[J]. Power System Technology, 2017, 41(2): 434-439.
- [9] 李 轩, 张家安, 吴林林, 等. 可再生能源汇集地区风电与光伏发电的综合容量可信度评估[J]. 太阳能学报, 2017, 38(3): 707-714.
Li Xuan, Zhang Jiaan, Wu Linlin, et al. Comprehensive capacity credit evaluation of wind and photovoltaic power in dense renewable energy areas[J]. Acta Energeticae Solaris Sinica, 2017, 38(3): 707-714.
- [10] 白凯峰, 顾 洁, 彭虹桥, 等. 融合风光出力场景生成的多能互补微网系统优化配置[J]. 电力系统自动化, 2018, 42(15): 133-141.
Bai Kaifeng, Gu Jie, Peng Hongqiao, et al. Optimal allocation for multi-energy complementary microgrid based on scenario generation of wind power and photovoltaic output[J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(15): 133-141.
- [11] 董骁骅, 孙英云, 蒲天骄. 基于条件生成对抗网络的可再生能源日前场景生成方法[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(17): 5527-5535.
Dong Xiaochong, Sun Yingyun, Pu Tianjiao. Day-ahead scenario generation of renewable energy based on conditional gan[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(17): 5527-5535.
- [12] Chen Yize, Wang Yishen, Kirschen D, et al. Model-free renewable scenario generation using generative adversarial networks[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2018, 33(3): 3265-3275.
- [13] Chen Yize, Li Pan, Zhang Baosen. Bayesian renewables scenario generation via deep generative networks[C]//2018 52nd Annual Conference on Information Sciences and Systems(CISS), 2018: 1-6.
- [14] 张宇帆, 艾 芊, 李昭昱, 等. 基于生成对抗网络的负荷序列随机场景生成方法[J]. 供用电, 2019, 36(1): 29-33.
Zhang Yufan, Ai Qian, Li Zhaoyu, et al. A stochastic scenario generation method of load series based on generative adversarial network[J]. Distribution & Utilization, 2019, 36(1): 29-33.
- [15] 楼 平, 张 磊, 刘 莹, 等. 计及配电网综合弹性与经济性的储能优化配置研究[J]. 武汉大学学报(工学版), 2022, 55(9): 901-909.
Lou Ping, Zhang Lei, Liu Ying, et al. Research on optimal configuration of energy storage system considering comprehensive resilience and economy of distribution network[J]. Engineering Journal of Wuhan University, 2022, 55(9): 901-909.
- [16] 马志程, 周 强, 张金平, 等. 考虑灵活性负荷异构性质的多类型储能优化配置[J]. 储能科学与技术, 2022, 11(12): 3926-3936.
Ma Zhicheng, Zhou Qiang, Zhang Jinping, et al. Optimal configuration of multitype energy storages considering heterogeneous flexible loads[J]. Energy Storage Science and Technology, 2022, 11(12): 3926-3936.
- [17] 李剑锋, 郝晓光, 曾四鸣, 等. 考虑碳排放的综合能源系统储能优化配置研究[J]. 中国测试, 2022, 48(7): 83-89.
Li Jianfeng, Hao Xiaoguang, Zeng Siming, et al. Research on optimal energy storage configuration of integrated energy system considering carbon emissions[J]. China Measurement & Testing Technology, 2022, 48(7): 83-89.
- [18] 易锦桂, 朱自伟, 谢 青. 基于改进场景聚类算法的海上风电储能优化配置研究[J]. 中国电力, 2022, 55(12): 2-10.
Yi Jingui, Zhu Ziwei, Xie Qing. Research on optimal configuration of offshore wind power energy storage based on improved scene clustering algorithm[J]. Electric Power, 2022, 55(12): 2-10.
- 李 明(1990—), 男, 硕士研究生, 工程师, 主要研究方向为新能源及储能并网运行与检测技术研究(通信作者)(E-mail: hanfenliming07@163.com)。
- 亚夏尔·吐尔洪(1994—), 男, 硕士研究生, 高级工程师, 研究方向为新能源及储能并网运行、检测技术研究(E-mail: 532130292@qq.com)。
- 甫日甫才仁(1995—), 男, 硕士研究生, 工程师, 研究方向为新能源及储能并网运行与检测技术研究(E-mail: purvee23@163.com)。
- 郑云平(1994—), 男, 硕士研究生, 工程师, 研究方向为新能源及储能并网运行与检测技术研究(E-mail: zyp_mess@163.com)。