

计及风电功率相关性的微电网日前随机优化调度方法

姜宇^{1,2*}, 陈翔宇^{1,2}, 傅守强^{1,2}

(1. 国网冀北电力有限公司经济技术研究院, 北京市 海淀区 100038; 2. 北京京研电力有限公司, 北京市 海淀区 100038)

Day-ahead Stochastic Optimization Method of Microgrid Considering the Correlation of Wind Power

JIANG Yu^{1,2*}, CHEN Xiangyu^{1,2}, FU Shouqiang^{1,2}

(1. State Grid Jibei Electric Power Economic Research Institute, Haidian District, Beijing 100038, China;
2. Beijing Jingyan Electric Power Engineering Design Co., Haidian District, Beijing 100038, China)

Abstract: Considering the goal of carbon neutralization, and the development of distributed renewable energy, microgrids have attracted wide attention as effective carriers of integrated clean energy in the future. The randomness, and intermittence of renewable energy, such as wind power, pose challenges for the economic dispatching of microgrids. To reduce the influence of uncertainty, in this study, we modeled a time-correlation of wind power prediction error, and its conditional correlation with day-ahead forecast, based on data-driven conditional normal copula. We obtained possible wind power scenarios under day-ahead prediction by using K-means clustering, and uses used a stochastic optimization method to solve the day-ahead scheduling problem of microgrids with energy storage. The simulation results showed that the proposed method could reasonably reflect the possible scenarios of day-ahead wind power, and effectively reduce the operating cost of the microgrid. Compared with the deterministic optimization model, the intraday unbalanced power was reduced by 22.77%, and the operating cost was reduced by 4.01%. Additionally, compared with the traditional stochastic optimization model that does not consider correlation, the intraday unbalanced power was reduced by 18.23%, and the operating cost was reduced by 3.2%.

Keywords: microgrid; uncertainty; conditional normal copula; stochastic optimization

摘要: 随着碳中和目标的提出以及分布式可再生能源的发展, 微电网作为未来集成清洁能源的有效载体受到广泛关注。风电等可再生能源的随机性和间歇性给微电网的经济调度带来挑战, 为了减少不确定性的影响, 基于数据驱动的条件正态Copula函数对风电预测误差的时间相关性及其与日前预测值的条件相关性进行建模, 通过K-means聚类得到给定的日前预测值下第二日可能的风电功率场景, 并采用随机

优化方法解决微电网的日前调度问题。仿真结果表明, 所提方法能够合理反映日前风电功率的可能场景, 有效降低微电网运行成本, 相较于确定性优化模型, 日内不平衡电量减少22.77%, 运行成本降低4.01%。此外, 相较于不考虑相关性的传统随机优化模型, 日内不平衡电量减少18.23%, 运行成本降低3.2%。

关键词: 微电网; 不确定性; 条件正态Copula; 随机优化

0 引言

为了集成分布式可再生能源并实现新能源本地消纳目标, 微电网在近年来受到人们的高度关注^[1]。风电等可再生能源受天气影响大, 预测系统往往存在较大误差, 而微电网的日前调度需要依靠日前预测信息^[2]。因此, 如何对预测误差精确建模, 以最大限度地降低预测误差的影响, 对微电网在实际运行中提高经济性有着至关重要的作用。

确定性优化形式简单, 但调度结果受不确定因素影响较大^[3]。鲁棒优化和随机优化是两种常用的不确定优化方法^[4]。鲁棒优化使用不确定集来描述随机变量的可能范围, 并最小化随机变量在不确定集内最恶劣场景的运行成本, 但鲁棒优化的结果往往存在一定的保守性^[5]。虽然一些文献通过考虑相关性等方式增加调节参数来控制保守度, 但这些参数在实践中一般难以确定^[6-8]。随机优化基于不确定变量的概率分布, 旨在寻找所有场景下期望运行成本最小的调度方案, 而其性能取决于能否找到合理描述随机变量分布的场景^[9]。因此, 如何准确地对随机变量的分布特性进行建模是一个关键问题。

文献[10]在电热联合系统日前经济调度中假

基金项目: 国网冀北电力有限公司科技项目(52018F20001M)。

Science and Technology Foundation of State Grid JIBEI Electric Power Company (52018F20001M).

定风电预测误差服从正态分布, 通过采样和场景削减得到随机场景。文献[11]使用模糊C均值聚类综合质量法对风电及光伏的出力场景进行聚类, 在随机优化调度模型中考虑条件风险价值规避潜在风险。文献[12]采用分布鲁棒优化, 从风电预测误差历史数据中提取矩信息等概率信息, 相比鲁棒优化降低了保守度。这些文献考虑了可再生能源出力的不确定性, 但是没有计及预测误差的相关性对场景的影响。

文献[13-15]考虑了多风场出力的相关性, 引入Copula函数对多风场出力的联合分布进行建模, 得到更加合理的风电出力场景, 再通过随机优化求解调度问题。文献[16]则基于混合Copula函数及连续马尔科夫链模型生成考虑风电场的时空相关性的典型风速场景, 并采用了改进机组组合的两阶段调度模型。但上述研究均未考虑风电功率预测误差与预测值的条件相关性, 即预测误差的绝对值随着预测值的增大而更可能偏大^[17]。在针对风电功率第二日的潜在场景进行评估时, 考虑预测误差与预测值的相关性有利于进一步提升场景建模的精度。

面向微电网日前优化调度中所面临的风电功率预测精度难以保障、出力存在强不确定性的技术挑战, 本文基于条件正态Copula (conditional normal copula, CNC) 方法, 构建了计及风电功率相关性的随机优化模型。CNC模型能够对风电预测误差时间相关性及其与预测值的条件相关性进行有效建模, 并能够根据日前预测值生成该条件下的风电功率样本, 聚类之后可得到风电功率场景。将得到的场景应用于随机优化模型中, 可提升微电网日前调度方案的经济性。

1 风电功率样本点生成

1.1 多元正态Copula

Copula理论用于描述多元随机变量之间的相关性。Copula函数可以将随机变量的联合分布解耦为边缘分布和相关关系分别建模, 其中边缘分布描述变量的随机性, 而Copula函数仅描述相关性。对于已知的边缘分布类型的随机变量, 可通过参数估计得到边缘分布函数; 对于边缘分布未知的随机变量, 可用经验分布作为边缘分布。常用的Copula函数主要有多元正态Copula函数、多元t-Copula函数和阿基米德Copula函数。常用的阿基米德Copula函数包括Gumbel Copula、Clayton Copula和Frank Copula函数。多元正态Copula函数形式简单、性质优良, 对多元随机变量具有较好

的拟合效果, 且能够求得条件分布的简化形式, 故本文采用多元正态Copula描述风电功率预测误差的时间相关性及其与日前预测值的条件相关性。

根据多元正态Copula可以得到风电功率预测值与预测误差的联合概率密度函数

$$f_{e,p}(\mathbf{e}, \mathbf{p}) = \phi_{\mathbf{R}}[u(r_1), \dots, u(r_T), u(p_1), \dots, u(p_T)] \prod_{t=1}^T f_{r_t}(e_t + p_t) f_{p_t}(p_t) \quad (1)$$

式中: r_t 、 p_t 和 e_t 分别表示 t 时段风电功率的实际值、预测值和预测误差; $e_t = r_t - p_t$, $t = 1, 2, \dots, T$, T 为调度周期内总的调度时段数。 $u(r_t) = \Phi_0^{-1}[F_{r_t}(r_t)]$ 和 $u(p_t) = \Phi_0^{-1}[F_{p_t}(p_t)]$ 是多元正态Copula的中间变量, $\Phi_0(\cdot)$ 、 $F(\cdot)$ 和 $f(\cdot)$ 分别表示标准正态分布、边缘分布和概率密度函数。 $\phi_{\mathbf{R}}(\cdot)$ 是以 \mathbf{R} 为相关性参数矩阵的标准多元正态分布函数, 其中

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} \mathbf{R}_{rr} & \mathbf{R}_{rp} \\ \mathbf{R}_{pr} & \mathbf{R}_{pp} \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中,

$$\mathbf{R}_{rp} = \begin{bmatrix} \rho(u_{r_1}, u_{p_1}) & \dots & \rho(u_{r_1}, u_{p_T}) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho(u_{r_T}, u_{p_1}) & \dots & \rho(u_{r_T}, u_{p_T}) \end{bmatrix} \quad (3)$$

这里, $\mathbf{u}_r = [u_{r_1}, \dots, u_{r_T}]^T$, $\mathbf{u}_p = [u_{p_1}, \dots, u_{p_T}]^T$, 并且 $\mathbf{u} = [\mathbf{u}_r^T, \mathbf{u}_p^T]^T \sim N(\mathbf{0}, \mathbf{R})$, 即 \mathbf{u} 服从以 \mathbf{R} 为标准差的标准正态分布。 $\rho(u_{r_t}, u_{p_t}) = 2 \sin[\rho_r(r_t, p_t)\pi/6]$, ρ 和 ρ_r 分别为线性相关系数和Spearman相关系数, 通过变量代换同理可得 \mathbf{R}_{rr} 、 \mathbf{R}_{pr} 、 \mathbf{R}_{pp} 。

1.2 条件多元正态Copula采样

由式(1)和条件分布的性质可以得到已知风电预测值条件下预测误差的概率密度函数

$$f_{e|p}(\mathbf{e} | \mathbf{p}) = f_{e,p}(\mathbf{e}, \mathbf{p}) / f_p(\mathbf{p}) = f_{\mathbf{u}_r | \mathbf{u}_p}(\mathbf{u}_r | \mathbf{u}_p) \prod_{t=1}^T f_{r_t}(e_t + p_t) \quad (4)$$

式中, $\mathbf{u}_r | \mathbf{u}_p$ 为多元正态分布的条件分布, 仍服从多元正态分布, 即 $\mathbf{u}_r | \mathbf{u}_p \sim N(\boldsymbol{\mu}_{\mathbf{u}_r | \mathbf{u}_p}, \mathbf{R}_{\mathbf{u}_r | \mathbf{u}_p})$, 其中^[18]

$$\begin{cases} \boldsymbol{\mu}_{\mathbf{u}_r | \mathbf{u}_p} = \mathbf{R}_{rp} \mathbf{R}_{pp}^{-1} \mathbf{u}_p \\ \mathbf{R}_{\mathbf{u}_r | \mathbf{u}_p} = \mathbf{R}_{rr} - \mathbf{R}_{rp} \mathbf{R}_{pp}^{-1} \mathbf{R}_{pr} \end{cases} \quad (5)$$

据此, 我们可以根据风电功率日前预测值得到风电功率的样本点, 具体步骤如下:

1) 根据风电功率实际值和预测值的历史数据获得边缘分布 $F(\cdot)$ 和式(2)中的相关性矩阵 \mathbf{R} 。

2) 根据日前预测值 p_i 计算 $u(p_i) = \Phi_0^{-1}[F_{p_i}(p_i)]$ 。

3) 根据式(5)计算条件分布 $u_r|u_p$ 的期望值向量 $\mu_{u_r|u_p}$ 和协方差矩阵 $R_{u_r|u_p}$ 。

4) 对多元正态分布 $u_r|u_p$ 采样, 得到大量 $u(r_i)$ 的样本, 最终计算出大量计及风电功率相关性的风电功率样本 $r_i = F_{r_i}^{-1}\{\Phi_0[u(r_i)]\}$, 以便在第3章通过K-means聚类得到随机优化所需的场景。

2 微电网确定性优化模型

典型的微电网结构如图1所示, 微电网控制中心根据分时电价和对风电功率的预测, 提前制定微电网的日前储能充放电计划、可控分布式电源的发电计划、灵活性负荷的需求响应方案以及微电网与配电网的交换功率计划等, 以便在满足负荷的电能需求和系统约束的前提下, 尽可能地降低运行成本。确定性模型是随机优化模型的基础, 因此先引入确定性优化模型。

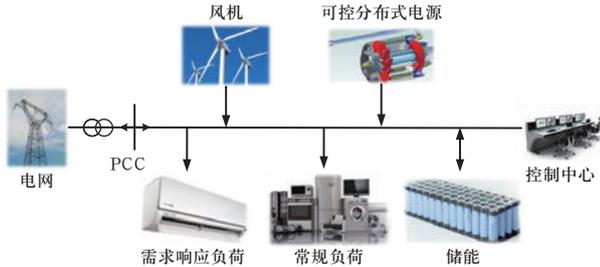


图1 微电网结构图

Fig. 1 Structure diagram of microgrid

2.1 目标函数

确定性优化模型的目标是最小化微电网第二天的总运行成本, 即

$$\min \sum_{t=1}^{T_N} (C_{G,t} + C_{ES,t} + C_{DR,t} + C_{MG,t}) \quad (6)$$

式中: T_N 为一天的调度时段数; Δt 为调度周期。在日前调度中, 一般取 $\Delta t=1$ h, $T_N=24$; $C_{G,t}$ 、 $C_{ES,t}$ 、 $C_{DR,t}$ 和 $C_{MG,t}$ 分别为可控分布式电源、储能系统、需求响应负荷和微电网购售电在 t 时段的成本, 计算方法为:

$$C_{G,t} = (a_G P_{G,t} + b_G) \cdot \Delta t \quad (7)$$

$$C_{ES,t} = a_{ES} \cdot \left(\frac{P_{ES,t}^{dis}}{\eta^{dis}} + P_{ES,t}^{ch} \eta^{ch} \right) \cdot \Delta t \quad (8)$$

$$C_{DR,t} = a_{DR} \cdot |P_{DR,t} - P_{DR,t}^{exp}| \cdot \Delta t \quad (9)$$

$$C_{MG,t} = \sigma_{DN,t} \cdot (P_{MG,t}^{buy} - P_{MG,t}^{sell}) \cdot \Delta t \quad (10)$$

式中: $P_{G,t}$ 表示可控分布式电源 t 时段的输出功率; a_G 和 b_G 为成本系数; $P_{ES,t}^{dis}/P_{ES,t}^{ch}$ 表示储能放电/充电功率; a_{ES} 为储能单位充放电成本; η^{dis}/η^{ch} 是储能的放电/充电效率; a_{DR} 是需求响应负荷单位调度成本; $P_{DR,t}/P_{DR,t}^{exp}$ 是 t 时段需求响应负荷的实际调度功率/期望功率; $\sigma_{DN,t}$ 为 t 时段的日前交易电价; $P_{MG,t}^{buy}/P_{MG,t}^{sell}$ 为微电网在 t 时段购电/售电功率。

由于式(9)是非线性形式, 需要引入辅助变量 $P_{DR,t}^{aux1}$ 、 $P_{DR,t}^{aux2}$ 和约束(12)、(13)进行线性化:

$$C_{DR,t} = a_{DR} \cdot (P_{DR,t}^{aux1} + P_{DR,t}^{aux2}) \cdot \Delta t \quad (11)$$

$$P_{DR,t} - P_{DR,t}^{exp} + P_{DR,t}^{aux1} - P_{DR,t}^{aux2} = 0 \quad (12)$$

$$P_{DR,t}^{aux1} \geq 0, P_{DR,t}^{aux2} \geq 0 \quad (13)$$

2.2 约束条件

在最小化运行成本的同时需要满足如下运行约束:

$$P_G^{min} \leq P_{G,t} \leq P_G^{max} \quad (14)$$

$$0 \leq P_{ES,t}^{dis} \leq B_{ES,t} \cdot P_{ES}^{dis,max} \quad (15)$$

$$0 \leq P_{ES,t}^{ch} \leq (1 - B_{ES,t}) \cdot P_{ES}^{ch,max} \quad (16)$$

$$\sum_{t=1}^{T_N} \frac{P_{ES,t}^{dis}}{\eta^{dis}} \Delta t - \sum_{t=1}^{T_N} P_{ES,t}^{ch} \eta^{ch} \Delta t = 0 \quad (17)$$

$$S_{min} \leq S_0 + \sum_{t=1}^t \frac{P_{ES,t}^{dis} \Delta t}{\eta^{dis} E_{ES}^{rated}} + \sum_{t=1}^t \frac{P_{ES,t}^{ch} \eta^{ch} \Delta t}{E_{ES}^{rated}} \leq S_{max} \quad (18)$$

$$P_{DR,t}^{min} \leq P_{DR,t} \Delta t \leq P_{DR,t}^{max} \quad (19)$$

$$\sum_{t=1}^{T_N} P_{DR,t} \Delta t = E_{DR}^{sum} \quad (20)$$

$$P_{MG,t}^{sell} - P_{MG,t}^{buy} + P_{DR,t} - P_{ES,t}^{dis} + P_{ES,t}^{ch} - P_{G,t} + P_{LD,t} - P_{WT,t} = 0 \quad (21)$$

$$0 \leq P_{MG,t}^{buy} \leq B_{MG,t} \cdot P_{MG}^{buy,max} \quad (22)$$

$$0 \leq P_{MG,t}^{sell} \leq (1 - B_{MG,t}) \cdot P_{MG}^{sell,max} \quad (23)$$

式(14)表示可控分布式电源运行时的输出功率范围, P_G^{min}/P_G^{max} 表示输出功率最小/最大值; 式(15)和(16)表示储能充放电功率范围, $P_{ES}^{ch,max}/P_{ES}^{dis,max}$ 为最大充电/放电功率, $B_{ES,t}$ 是表示储能充放电状态的二进制变量, 当 $B_{ES,t}$ 为“1”/“0”时表示 t 时段储能为放电/

充电状态; 式 (17) 用于保证在日前调度中储能初时刻和末时刻的容量相等; 式 (18) 表示储能SOC的范围, S_0 为储能初始时刻的SOC, S_{\min}/S_{\max} 表示储能SOC下限/上限; 式 (19) 和 (20) 分别表示需求响应负荷在各时段的功率调节范围和一天内的总能量需求, $P_{DR,t}^{\min}/P_{DR,t}^{\max}$ 表示其在 t 时段允许的最小/最大功率, E_{DR}^{sum} 表示调度周期内的总能量需求; 式 (21) 为功率平衡约束, $P_{LD,t}/P_{WT,t}$ 分别表示微电网 t 时段负荷/风机功率; 式 (22) 和 (23) 表示微电网购电功率范围, $P_{MG}^{\text{buy,max}}/P_{MG}^{\text{sell,max}}$ 为购电/售电的功率上限, $B_{MG,t}$ 是微电网在 t 时段的购电状态, $B_{MG,t}$ 为 “1” / “0” 分别表示微电网在 t 时段购电/售电。

2.3 紧凑形式

微电网确定性优化模型的紧凑形式为:

$$\begin{cases} \min_{\mathbf{x}, \mathbf{y}} \mathbf{c}^T \mathbf{y} \\ \text{s.t. } \mathbf{A}\mathbf{y} \geq \mathbf{a} \\ \mathbf{D}\mathbf{y} = \mathbf{d} \\ \mathbf{F}\mathbf{x} + \mathbf{G}\mathbf{y} \geq \mathbf{g} \\ \mathbf{H}\mathbf{y} = P_{WT,t} \\ \mathbf{y} \geq \mathbf{0} \end{cases} \quad (24)$$

式中: \mathbf{x} 、 \mathbf{y} 为优化变量, 即

$$\begin{cases} \mathbf{x} = [B_{ES,t}, B_{MG,t}]^T \\ \mathbf{y} = [P_{G,t}, P_{ES,t}^{\text{ch}}, P_{ES,t}^{\text{dis}}, P_{DR,t}, \\ P_{DR,t}^{\text{aux1}}, P_{DR,t}^{\text{aux2}}, P_{MG,t}^{\text{buy}}, P_{MG,t}^{\text{sell}}]^T \\ t = 1, 2, \dots, T_N \end{cases} \quad (25)$$

\mathbf{c} 为目标函数式 (6) 中的系数列向量。 \mathbf{A} 、 \mathbf{D} 、 \mathbf{F} 、 \mathbf{G} 、 \mathbf{H} 分别为约束中变量的系数矩阵; \mathbf{a} 、 \mathbf{d} 、 \mathbf{g} 为约束中的常数列向量。式 (24) 的约束条件中, 第1行为仅含 \mathbf{y} 的不等式约束, 对应式 (14)、(18)、(19); 第2行为仅含 \mathbf{y} 的等式约束, 对应式 (12)、(17)、(20); 第3行表示包含 \mathbf{x} 和 \mathbf{y} 的不等式约束, 对应式 (15)、(16)、(22)、(23); 特别的, 第4行等式约束为式 (21) 中的功率平衡约束。在确定性优化模型中, 风电预测功率的不确定性没有被考虑, 直接作为优化调度中风电的输出功率。

3 微电网CNC随机优化模型

可再生分布式电源的出力具有很强的随机性, 同时相应的功率预测系统不可避免地存在预测误差, 如果在实际调度中不能很好地考虑预测误差, 可能导

致提前制定的微电网优化调度方案不可行或不经济。CNC随机优化模型根据不确定变量的概率分布特性更加精确地评估可再生分布式电源在第二日可能的出力场景, 从而保障微电网在第二日实际运行时能最大限度地降低预测误差的影响。

根据第1节中CNC方法产生的风电功率样本点 r_i , 使用K-means聚类方法得到 K 类场景, 聚类中心为 $P_{WT,t,k}$ 。随机优化的目标函数是根据不确定变量在各场景下的概率, 最小化各个场景下日总期望运行成本, 即

$$\begin{cases} \min_{\mathbf{x}_k, \mathbf{y}_k} \sum_{k \in \Omega} p_k \mathbf{c}^T \mathbf{y}_k \\ \text{s.t. } \mathbf{A}\mathbf{y}_k \geq \mathbf{a} \\ \mathbf{D}\mathbf{y}_k = \mathbf{d} \\ \mathbf{F}\mathbf{x}_k + \mathbf{G}\mathbf{y}_k \geq \mathbf{g} \\ \mathbf{H}\mathbf{y}_k = P_{WT,t,k} \\ \mathbf{y}_k \geq \mathbf{0} \\ k \in \Omega \end{cases} \quad (26)$$

式中: Ω 为 K 类场景的集合; p_k 为第 k 个场景出现的概率; 优化变量 \mathbf{x}_k 和 \mathbf{y}_k 为第 k 个场景下的优化变量 \mathbf{x} 和 \mathbf{y} 。相应地, 约束条件应当在风电功率的各个场景下都得到满足。该模型为混合整数线性规划模型, 可通过常规的确定性优化方法进行求解。由于将优化变量在各场景下可能取值不同, 因此求解完成后需要通过期望函数进行转化:

$$P_{G,t} = \sum_{k \in \Omega} p_k P_{G,t,k} \quad (27)$$

$$P_{ES,t} = \sum_{k \in \Omega} p_k B_{ES,t,k} (P_{ES,t,k}^{\text{dis}} - P_{ES,t,k}^{\text{ch}}) \quad (28)$$

$$P_{DR,t} = \sum_{k \in \Omega} p_k P_{DR,t,k} \quad (29)$$

$$P_{MG,t} = \sum_{k \in \Omega} p_k B_{MG,t,k} (P_{MG,t,k}^{\text{sell}} - P_{MG,t,k}^{\text{buy}}) \quad (30)$$

式中: $P_{ES,t}$ 为储能功率 (储能放电为正); $P_{MG,t}$ 为联络线功率 (微电网售电为正)。

4 算例分析

算例使用北爱尔兰某风电场的风电数据^[19], 由2019年8月—11月的风电功率训练CNC模型, 并用12月的数据进行微电网CNC随机优化模型的效果进行测试。

4.1 风电功率预测误差相关性分析

对风电功率的时间相关性和风电功率预测误差与

预测值的条件相关性分别进行分析。

图2展示了风电功率的时间相关性，即各时段风电功率预测误差的线性相关系数，横、纵坐标轴表示各时段，不同颜色代表预测误差线性相关系数的大小，图例展示了对应的数值。可以看出，相邻时段的风电功率预测误差表现出较强的时间相关性。考虑时间相关性能够有效推理出风电场景中的经常发生的持续偏差场景，而不是预测误差忽大忽小的场景，从而得到在各种可能场景下期期望最优的调度方案。

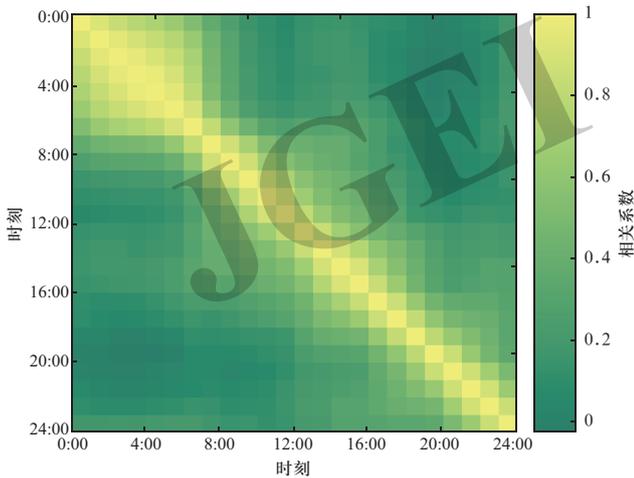


图2 风电功率预测误差时间相关性

Fig. 2 Temporal correlation of wind power forecast error

图3分析了风电功率预测误差与预测值的条件相关性。选取风电功率预测值为0.05 pu、0.15 pu、0.35 pu附近的预测误差数据，范围是 ± 0.03 pu，从图中可以看出，当预测值较小时，预测误差较小且集中分布；而预测值较大时，预测误差相对更大且更分散。因

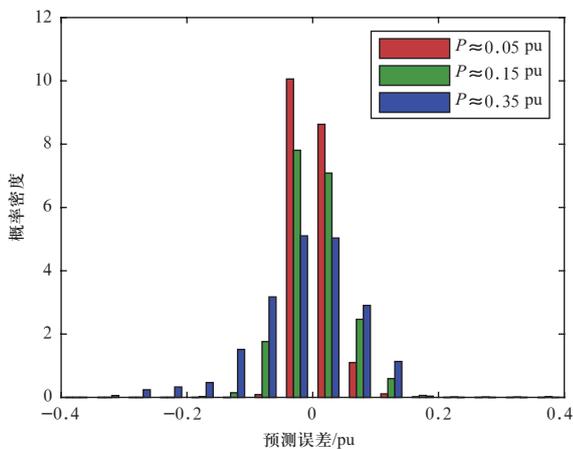


图3 不同风电功率预测值下预测误差的概率密度图

Fig. 3 Probability density of forecast error under different forecast of wind power

此，需要根据不同的日前预测值得到不同的预测误差的分布，从而在日前调度中得到更合理的风电功率场景。

4.2 微电网随机优化结果分析

表1 微电网运行参数

Table 1 Operation parameters of microgrid

单元	参数	参数值	单位
可控分布式电源	a_G/b_G	0.67/0	元/kWh
	P_G^{\min}/P_G^{\max}	80/800	kW
储能系统	a_{ES}	0.38	元/kWh
	S_0	0.5	1
	S_{\min}/S_{\max}	0.2/0.9	1
	$P_{ES,t}^{\text{dis}}/P_{ES,t}^{\text{ch}}$	500/500	kW
需求响应负荷	$\eta^{\text{dis}}/\eta^{\text{ch}}$	0.95/0.95	1
	a_{DR}	0.32	元/kWh
	E_{DR}^{sum}	4606	kWh
联络线功率	$P_{MG}^{\text{buy,max}}/P_{MG}^{\text{sell,max}}$	1500/1500	kW

微电网运行参数如表1所示。微电网的日前交易电价为阶梯电价，如图4所示。图5为常规负荷功率及需求响应负荷期望功率曲线。需求响应负荷在各个时段的功率可调度范围设为该时段期望功率的60%~140%。

根据误差平方和 (SSE) 确定聚类的场景数，使用K-means聚类方法生成风电功率场景，图6为场景数与SSE的关系。从图中可以看出，SSE随场景数的增加而减少，而当场景数为7时，SSE由快速减少变为缓慢减少。因此，我们将聚类的场景数定为7。

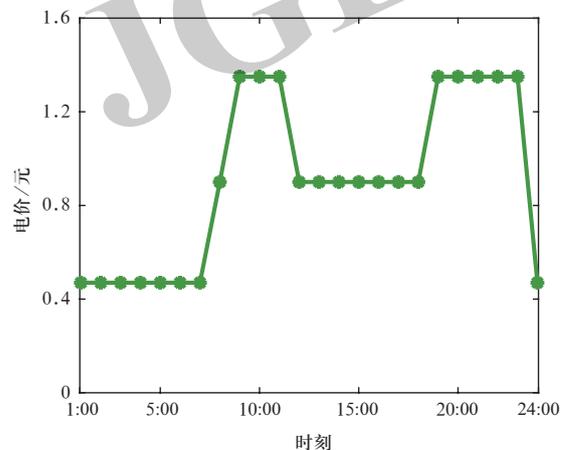


图4 日前交易电价曲线

Fig. 4 Day ahead trading price curve

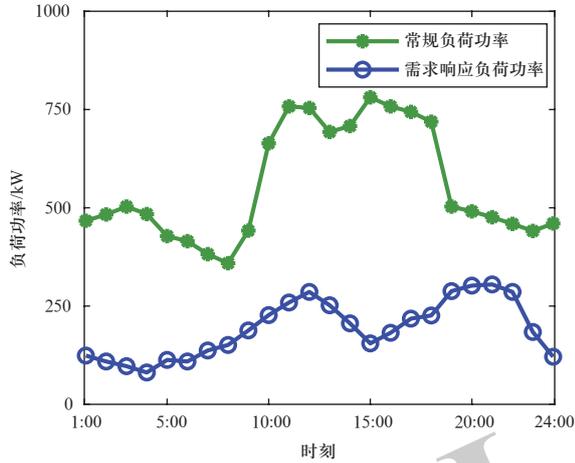


图5 常规负荷功率及需求响应负荷期望功率曲线
Fig. 5 Conventional load power and demand response load expected power curve

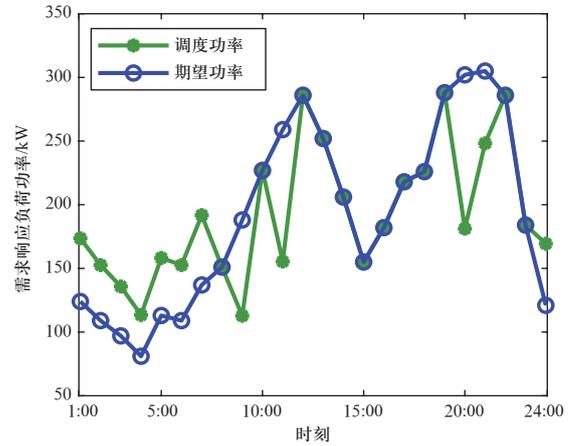


图8 需求响应负荷期望/实际功率曲线
Fig. 8 Expected/actual power curve of demand response load

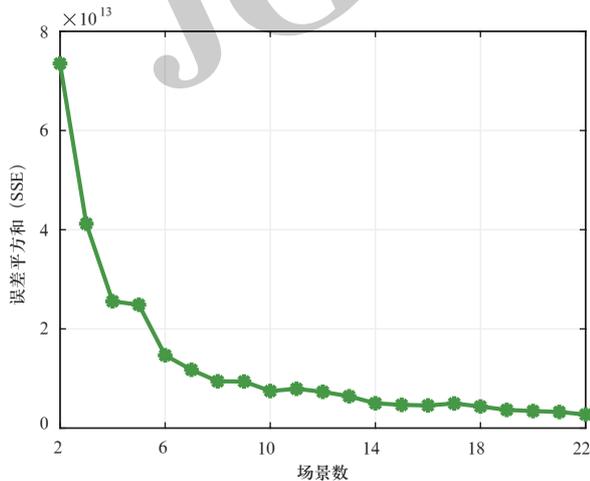


图6 SSE与场景数的关系
Fig. 6 SSE with the number of scenes

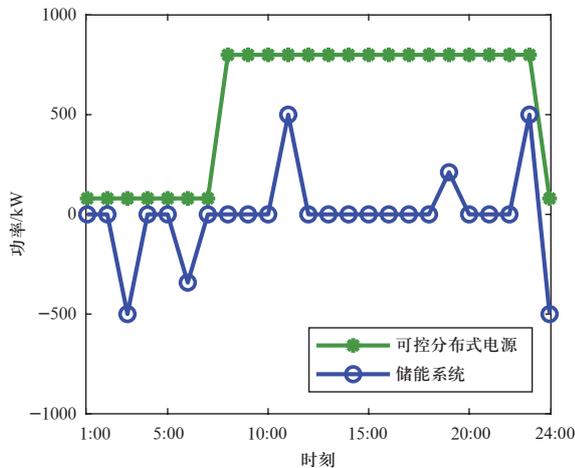


图7 可控分布式电源输出功率及储能充放电功率曲线
Fig. 7 Controllable distributed power and energy storage charge-discharge power curve

随机优化的调度结果如图7~图8所示。图7展示了可控分布式电源及储能的调度结果，由于8:00—23:00的微电网售电电价高于可控分布式电源的发电成本，因此可控分布式电源按最大输出功率发电；而在1:00—7:00及24:00，微电网售电电价低于可控分布式电源的发电成本，因此可控分布式电源以最小输出功率发电，从而最小化微电网的成本。储能在电价低谷时（3:00、6:00及24:00）充电，在电价高峰时（11:00、19:00及23:00）放电，通过削峰填谷实现微电网套利。图8展示了微电网通过需求响应负荷功率平移降低电网运行成本的方式。与储能削峰填谷的原理类似，调度策略将需求响应负荷在电价高峰（9:00、11:00及20:00）的负荷需求平移至电价低谷时段（1:00—7:00及24:00），降低了负荷用电成本。综上，微电网随机优化的调度结果合理，能够充分调度可控分布式电源、储能、需求响应负荷等资源来最小化微电网的运行成本。

4.3 与其他模型的结果对比

考虑如下5种优化调度模型的结果对比：

Case 1: 确定性优化模型。不考虑预测偏差，直接使用风电功率日前预测值进行优化调度。

Case 2: 低置信度鲁棒模型。根据风电功率历史数据构造预测误差的不确定集合，集合置信度为60%。

Case 3: 高置信度鲁棒模型。根据风电功率历史数据构造预测误差的不确定集合，集合置信度为70%。

Case 4: 不考虑风电功率相关性的传统随机优化模型。通过对各时段风电功率预测误差概率分布采样获得用于构建场景的样本。

Case 5: 计及风电功率相关性的CNC随机优化模型(本文方法)。

其中, Case 2—Case 5均考虑了不确定性, Case 2—Case 3为鲁棒优化模型, Case 4—Case 5为随机优化模型。通过对比Case 2—Case 3和Case 4—Case 5可以反映不同不确定性优化方法的性能表现差异; 通过对比Case 4和Case 5则可以得到不考虑/考虑风电功率时间相关性和条件相关性的性能表现差异。

如前文所述, 案例分析中使用4个月的风电数据训练鲁棒模型的不确定集合以及随机优化使用的概率分布函数和CNC模型, 并用另1个月的风电数据测试各模型效果, 得到的结果如图9~图10和表2所示, 为1个月测试结果的平均值。

图9给出了5个模型的日前成本、平衡成本以及总成本。其中, 日前成本即日前优化调度模型的目标函

表2 不同模型的平均优化结果比较

Table 2 Comparison of average optimization results of different models

	确定性优化模型	低置信度鲁棒模型	高置信度鲁棒模型	传统随机优化模型	本文模型
日前成本/元	1916	2489	2690	2119	2613
平衡成本/元	2050	1478	1287	1814	1193
总成本/元	3966	3967	3977	3933	3807
日内不平衡电量/kWh	2446	2413	2411	2310	1889
本文模型与其相比总成本降低/%	4.01	4.03	4.27	3.2	
本文模型与其相比不平衡电量降低/%	22.77	21.72	21.65	18.23	

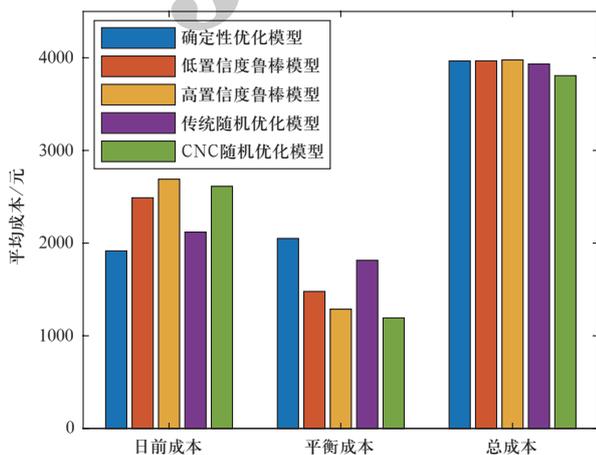


图9 不同模型的平均运行成本

Fig. 9 Average operation cost of different models

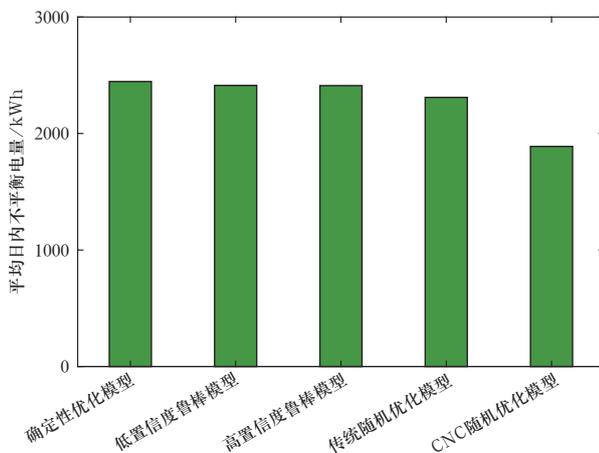


图10 不同模型的平均不平衡电量

Fig. 10 Average unbalanced power of different models

数值, 从图中看出, 确定性优化模型的日前运行成本最低, 因其没有考虑风电功率的不确定性, 得到的调度方案是最不保守的; 鲁棒优化模型和随机优化模型考虑了不确定性, 因此其日前成本高于确定性模型, 且鲁棒优化模型的日前成本随不确定集合置信度的增加而增加, 变得更加保守。传统随机优化模型日前成本较低, 保守性不强; 而CNC随机优化模型的日前成本介于两个鲁棒优化模型之间, 保守度较为均衡。平衡成本是微电网预测不准导致的第二日在实时市场购售电交易的成本, 假定微电网在实时市场购电和售电的价格分别为日前市场的1.5倍和0.5倍。从图9中看出, 由于确定性优化模型考虑的场景过于理想, 日内需要购买最多的电能, 因此其平衡成本是最高的; 传统随机优化模型次之; 相对而言, 鲁棒优化模型倾向于根据不确定集合, 在日前多购电/少售电, 以抵抗实时市场的电价波动。CNC随机优化模型的表现则取决于实际数据的分布信息, 在该算例中, 随机优化模型也得到了日前多购电/少售电、日内少购电/多售电的结果, 说明在该风电场的实际运行中, 风电实际功率低于预测功率的场景较多。从图10看出, 通过考虑风电功率的时间相关性和条件相关性, CNC模型很好地模拟出了日前预测值下风电功率的分布情况, 因此根据这些场景构造的随机优化模型在日前成本低于高置信度鲁棒模型的情况下仍得到了最低的平衡功率, 因此总运行成本最低。另一方面, 鲁棒优化模型和传统随机优化模型没有很好地描述出风电功率的不确定场景, 调度策略较为保守, 因此总体效果不佳。从表2

可以进一步看出, CNC随机优化模型相比确定性模型、低置信度和高置信度鲁棒模型、以及传统随机优化模型, 不平衡电量分别减少了22.77%、21.72%、21.65%和18.23%, 总成本分别降低了4.01%、4.03%、4.27%和3.2%, 能够抵御实时市场的电价波动, 得到更为合理的调度方案。

5 结论

本文分析了风电预测误差的时间相关性及其与预测值的条件相关性, 并采用CNC模型对其进行建模, 以日前预测值为条件, 生成了计及相关性的风电功率样本, 通过K-means聚类得到风电功率场景, 解决了微电网随机优化问题。仿真结果表明, CNC随机优化模型能够合理调度可控分布式电源、储能、需求响应负荷等资源来最小化微电网的运行成本。该模型基于数据驱动, 通过更合理的场景建模, 相比于确定性模型、传统的随机模型和鲁棒模型实现了更低的总运行成本和更低的不平衡电量, 因此更适用于具有一定历史数据的微电网日前调度中。在后续工作中, 将重点对分布鲁棒方法和本文所提方法的性能进行对比, 并分析不同样本规模下不同方法的性能表现和适用性。

参考文献

- [1] 康重庆. 能源互联网促进实现“双碳”目标[J]. 全球能源互联网, 2021, 4(3): 205-206.
KANG Chongqing. Energy Internet promotes the achievement of carbon peak and neutrality targets[J]. Journal of Global Energy Interconnection, 2021, 4(3): 205-206(in Chinese).
- [2] 巩志皓, 王程. 基于风险的电-热综合能源系统风电消纳能力评估[J]. 全球能源互联网, 2019, 2(4): 325-332.
GONG Zhihao, WANG Cheng. Risk-based admissibility assessment of wind generation in integrated electric-heat systems[J]. Journal of Global Energy Interconnection, 2019, 2(4): 325-332(in Chinese).
- [3] 陈寒, 唐忠, 鲁家阳, 等. 基于CVaR量化不确定性的微电网优化调度研究[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(5): 105-115.
CHEN Han, TANG Zhong, LU Jiayang, et al. Research on optimal dispatch of a microgrid based on CVaR quantitative uncertainty[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(5): 105-115(in Chinese).
- [4] 王涛, 胡丽, 刘子菡, 等. 考虑灵活性需求与风电相关性的电力系统实时调度模型[J]. 全球能源互联网, 2021, 4(6): 585-594.
WANG Tao, HU Li, LIU Zihan, et al. Distributionally robust real-time dispatch model considering flexibility requirement and correlations of wind powers[J]. Journal of Global Energy Interconnection, 2021, 4(6): 585-594(in Chinese).
- [5] 于丹文, 杨明, 翟鹤峰, 等. 鲁棒优化在电力系统调度决策中的应用研究综述[J]. 电力系统自动化, 2016, 40(7): 134-143.
YU Danwen, YANG Ming, ZHAI Hefeng, et al. An overview of robust optimization used for power system dispatch and decision-making[J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(7): 134-143(in Chinese).
- [6] 刘青, 赵洋, 李宁, 等. 基于分布式神经动力学算法的微电网多目标优化方法[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(11): 105-114.
LIU Qing, ZHAO Yang, LI Ning, et al. Multiple objective optimization of a microgrid based on a distributed neural dynamics algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(11): 105-114(in Chinese).
- [7] 张艺锴, 艾小猛, 方家琨, 等. 基于广义凸包不确定集的数据驱动鲁棒机组组合[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(2): 477-487.
ZHANG Yipu, AI Xiaomeng, FANG Jiakun, et al. Data-driven robust unit commitment based on the generalized convex hull uncertainty set[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(2): 477-487(in Chinese).
- [8] 张文杰, 吴杰康, 赵俊浩, 等. 考虑源-荷不确定性的水风柴微电网优化配置[J]. 电力工程技术, 2020, 39(2): 117-126.
ZHANG Wenjie, WU Jiekang, ZHAO Junhao, et al. Optimal capacity configuration of hydro-wind-diesel microgrid considering uncertainty of renewable energy and load[J]. Electric Power Engineering Technology, 2020, 39(2): 117-126(in Chinese).
- [9] 倪爽, 崔承刚, 郑庆荣, 等. 基于多风电相关性场景生成法的配电网随机多目标无功优化[J]. 浙江电力, 2020, 39(11): 103-111.
NI Shuang, CUI Chenggang, ZHENG Qingrong, et al. Stochastic multi-objective reactive power optimization of distribution network based on multiple wind turbines correlative scenario generation method[J]. Zhejiang Electric Power, 2020, 39(11): 103-111(in Chinese).
- [10] 张鹏, 徐文宝. 基于多场景随机规划的电热联合系统日前经济调度[J]. 电气工程学报, 2020, 15(2): 85-91.
ZHANG Peng, XU Wenbao. Day-ahead economic dispatch of combined Electro-thermal system based on Multi-scenario stochastic programming[J]. Journal of Electrical Engineering, 2020, 15(2): 85-91(in Chinese).
- [11] 张萌萌, 董军. 基于CVaR的灵活综合能源系统随机调度优化模型[J]. 全球能源互联网, 2020, 3(3): 301-309.
ZHANG Mengmeng, DONG Jun. Stochastic scheduling model for flexible integrated energy system based on CVaR[J]. Journal of Global Energy Interconnection, 2020, 3(3): 301-

- 309(in Chinese).
- [12] 钱瞳, 陈星宇, 张文浩, 等. 不确定风功率接入下电-气互联系统的协同经济调度[J]. 全球能源互联网, 2020, 3(6): 582-589.
QIAN Tong, CHEN Xingyu, ZHANG Wenhao, et al. Synergistic economic dispatch of wind-power-integrated electricity and natural gas systems[J]. Journal of Global Energy Interconnection, 2020, 3(6): 582-589(in Chinese).
- [13] 谢敏, 柯少佳, 胡昕彤, 等. 考虑风场高维相依性的电网动态经济调度优化算法[J]. 控制理论与应用, 2019, 36(3): 353-362.
XIE Min, KE Shaojia, HU Xintong, et al. Optimization algorithm of dynamic economic dispatching considering the high-dimensional correlation of multiple wind farms[J]. Control Theory & Applications, 2019, 36(3): 353-362(in Chinese).
- [14] 谢敏, 熊靖, 吉祥, 等. 考虑多风电场相关性的电网动态经济调度二阶段带补偿算法[J]. 电力系统自动化, 2017, 41(7): 44-53.
XIE Min, XIONG Jing, JI Xiang, et al. Two-stage compensation algorithm for dynamic economic dispatch of power grid considering correlation of multiple wind farms[J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(7): 44-53(in Chinese).
- [15] YAO L, SHAO Q W, XIE M, et al. Power dispatching considering copula correlation of multiple wind farms generation[J]. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, 2020, 495(1): 012009.
- [16] 马燕峰, 李鑫, 刘金山, 等. 考虑风电场时空相关性的多场景优化调度[J]. 电力自动化设备, 2020, 40(2): 55-65.
MA Yanfeng, LI Xin, LIU Jinshan, et al. Multi-scenario optimal dispatch considering temporal-spatial correlation of wind farms[J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(2): 55-65(in Chinese).
- [17] 吴巍, 汪可友, 李国杰, 等. 考虑风电功率条件相关性的广义椭圆不确定集合建模[J]. 中国电机工程学报, 2017, 37(9): 2500-2507.
WU Wei, WANG Keyou, LI Guojie, et al. Modeling ellipsoidal uncertainty set considering conditional correlation of wind power generation[J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(9): 2500-2507(in Chinese).
- [18] JAMALIZADEH A, BALAKRISHNAN N. Conditional distributions of multivariate normal mean-variance mixtures[J]. Statistics & Probability Letters, 2019, 145: 312-316.
- [19] EIRGRID Group. [R/OL]. <http://www.eirgridgroup.com/how-the-grid-works/system-information/>.

收稿日期: 2021-06-21; 修回日期: 2021-09-27。



姜宇

作者简介:

姜宇(1978), 男, 工程师, 从事电网设计技术管理专业。通信作者, E-mail: jellodad@126.com。

陈翔宇(1991), 男, 工程师, 从事电力系统分析及柔性交直流配网技术研究, E-mail: chenxiangyucxy@163.com。

傅守强(1986), 男, 工程师, 从事电力系统分析及柔性交直流配网技术研究, E-mail: shouqiangfu@163.com。

(责任编辑 张鹏)