

基于Shapley值抽样估计法的风-光-水互补发电增益分配方法

张丽琴, 谢俊, 张秋艳, 符登辉
(河海大学 能源与电气学院, 江苏 南京 211100)

摘要:在多利益主体市场环境下,建立公平、合理、高效的互补发电增益分配方法是保障风-光-水互补发电优化调度能够实施的关键。针对风-光-水互补发电的特点,在建立考虑随机性、波动性和互补效益的风-光-水互补发电优化调度模型的基础上,提出风-光-水互补发电增益量化方法;在经典Shapley值(SV)法的基础上,提出基于Shapley值抽样估计(SSVE)法的风-光-水互补发电增益分配方法,并提出基于强化学习(RL)的样本量分配法,以提高SSVE法的精确性和计算效率。算例结果验证了采用RL样本量分配法的SSVE法的有效性,且SSVE法能够有效减少计算量以及解决经典SV法的组合爆炸问题。

关键词:风-光-水互补发电;增益分配;Shapley值抽样估计法;样本量分配方法

中图分类号:TM 73

文献标志码:A

DOI:10.16081/j.epae.202108024

0 引言

可再生能源发电是满足可持续性、可靠性和经济性要求的重要发电方式之一^[1]。我国的风能、太阳能和水能资源丰富,且具有天然的互补特性,风电、光电和水电的多能互补、协同发电调度已成为研究热点^[2-3]。针对风、光资源随机性强的特点,如何利用风、光、水自然资源的天然互补特性,实现多电站联合运行的规模效益,发挥梯级水电的调节作用,平抑风电、光电的波动,提高风电、光电的消纳水平,是发展风-光-水互补发电亟需解决的问题之一。

针对风电和光电随机性强的特点,文献[4]通过风电/光电的预测出力均值、标准差描述风电/光电的出力不确定性;文献[5]通过场景模拟得到的风电期望出力、预测误差标准差来描述风电出力的不确定性。上述研究均假定风电场/光伏电站在各时段的预测误差/预测出力服从正态分布,但研究表明正态分布并非实际的风电预测出力分布^[6]/风电预测误差分布^[7]。针对多座风电场、光伏电站和水电站之间的互补效应,文献[8]构建 β -分位函数描述日前电力市场中多座风电场组成的风力发电联盟出力,但该方法难以量化联盟中各利益主体的出力情况;文献[9]提出一种高斯混合模型来表示多座风电场出力的相关性,但处理大量风电利益主体构成的高维问题时,该模型相关参数的估计较为困难;文献[10-12]分别建立多座风电场出力相关性模型、多

座光伏电站辐照度相关性模型以及多座水电站构成的梯级水电模型,但上述模型未考虑风、光、水多能互补。针对风电和光电的波动性问题,文献[12]以风电出力不足为例,以购买火电旋转备用的净社会效益最大为优化目标,通过水电优先、火电补差的方式保证了远距离水-火-风联合运行系统的稳定性和经济性;文献[13]以经济效益最大为优化目标,建立由水电机组为风电的不确定性提供备用的风-水发电系统,分析风电预测误差对系统的影响。

为激励风电、光电和水电利益主体参与互补发电,需要提出公平、有效的增益分配方法^[4]。Shapley值SV(Shapley Value)法是一种常用的合作效益分配方法,目前已应用于梯级水电站发电权的分配^[14]、网损和排放减少量的分配^[15]、虚拟电厂和配电公司的收益分配^[16]、应对风电出力不确定性的备用成本分配^[17]等。然而, n 个利益主体合作博弈问题共有 $2^n - 1$ 种联盟组合,采用SV法时需求解 $2^n - 1$ 个合作博弈模型,因此,SV法的计算复杂程度随利益主体数量的增多呈指数级上升,会产生组合爆炸问题。为提高SV法的实用性,需寻求一种新的分摊方法,该方法既需继承SV法的优良特性,又需克服SV法在解决较多利益主体增益分配问题时的组合爆炸问题。

抽样方法已用于解决一些经典的合作博弈的组合爆炸问题^[18],Shapley值抽样估计SSVE(Sampling-based Shapley Value Estimation)法从同质的子群体中进行抽样,实现了抽样结果的精确性^[19]。但在分层抽样的过程中,样本量分配方法会直接影响估计结果。寻求能在精确度和计算复杂度等方面达到平衡的最佳样本量分配方法,是保证SSVE法得到更精确的Shapley估计值以及应用于含大量利益主体的风-光-水互补发电系统增益分配问题的关键。

收稿日期:2021-01-02;修回日期:2021-06-28

基金项目:国家自然科学基金资助项目(U1965104,U1766203);国家重点研发计划项目(2019YFE0105200)

Project supported by the National Natural Science Foundation of China(U1965104,U1766203) and the National Key R&D Program of China(2019YFE0105200)

为量化风-光-水互补发电增益,针对风-光-水互补发电的特点,本文提出考虑发电资源随机性、波动性和互补效益的风-光-水互补发电系统优化调度模型;为激励多利益主体参与互补发电优化调度,并克服经典SV法的组合爆炸问题,本文提出基于SSVE法的风-光-水互补发电增益分配方法,分析4种不同的样本量分配方法对估计精确度和计算复杂度的影响;采用云南省某区域4个利益主体风-光-水互补发电算例分析SV法和SSVE法的特点,采用雅砻江清洁能源基地37个利益主体风-光-水互补发电算例验证SSVE法的有效性。

1 风-光-水互补发电增益

1.1 互补发电增益的量化

多利益主体互补发电联盟 $S(S \subseteq \{C_{WD}, C_{PV}, C_{HY}\}, C_{WD}, C_{PV}$ 和 C_{HY} 分别为风电、光电和水电利益主体构成的集合)的增益可视为该联盟的联合优化调度发电量相较于独立优化调度发电量的超出值:

$$\Delta G_S = G_S - \sum_{i \in S} G_i \quad (1)$$

式中: ΔG_S 为互补发电联盟 S 的增益; G_S 为联盟 S 的联合优化调度发电量; $G_i (i \in S)$ 为联盟 S 中任意利益主体 i 的独立优化调度发电量。

1.2 风-光-水互补优化调度模型

联合优化调度发电量指经互补优化调度后互补发电联盟 S 的最大发电量,即:

$$G_S = \max \sum_{i \in T} \sum_{i \in S} p_{i,t} \Delta t \quad (2)$$

式中: $p_{i,t}$ 为利益主体 i 在 t 时段的最优出力,是决策变量; T 为调度时间; Δt 为每段调度时段时长。

利益主体 i 的独立优化调度发电量指该利益主体独立调度时的最大发电量,即:

$$G_i = \max \sum_{i \in T} p_{i,t} \Delta t \quad (3)$$

风-光-水互补发电系统在联合优化调度模式下的目标函数式(2)和在独立优化调度模式下的目标函数式(3)都应满足如下约束条件。

1) 风电 / 光电利益主体出力约束 ($i \in C_{WD} / i \in C_{PV}$)。

由于地理上邻近的风力发电资源、太阳能发电资源具有互补效益,获取考虑互补效益的风电 / 光电利益主体的可能出力范围的具体步骤如下。

(1) 根据历史数据,假设风电 / 光电利益主体 i 在 t 时段的出力构成矩阵 $\mathbf{W}_{i,t} = [w_{i,t}^1, w_{i,t}^2, \dots, w_{i,t}^D]^T$ ($w_{i,t}^d (d=1, 2, \dots, D)$ 为风电 / 光电利益主体 i 在 t 时段的出力数据, D 为全部出力数据数目),通过经验分布的拟合方法得到边缘分布函数:

$$F_{\mathbf{W}_{i,t}}(x_{i,t}) = \frac{1}{D} \sum_{d \in \{1, 2, \dots, D\}} I_{(-\infty, x_{i,t}]} w_{i,t}^d \quad (4)$$

式中: $x_{i,t}$ 为利益主体 i 在 t 时段的出力样本; $F_{\mathbf{W}_{i,t}}(x_{i,t})$ 为对应边缘分布函数。若满足 $-\infty \leq w_{i,t}^d \leq x_{i,t}$,则 $I_{(-\infty, x_{i,t}]} = 1$,否则 $I_{(-\infty, x_{i,t}]} = 0$ 。

(2) 对于含 k 个风电 / 光电利益主体的互补发电联盟,求得所有风电 / 光电利益主体对 $(i, j) (i, j \in \{1, 2, \dots, k\})$ 在 t 时段出力的相关性为:

$$\rho_{ij}^t = \text{cov}(\mathbf{W}_{i,t}, \mathbf{W}_{j,t}) / (\text{var}(\mathbf{W}_{i,t}) \text{var}(\mathbf{W}_{j,t})) \quad (5)$$

式中: ρ_{ij}^t 为利益主体对 (i, j) 在 t 时段的出力相关系数; $\mathbf{W}_{j,t}$ 为利益主体 j 在 t 时段出力矩阵; $\text{cov}(\mathbf{W}_{i,t}, \mathbf{W}_{j,t})$ 为求解 $\mathbf{W}_{i,t}, \mathbf{W}_{j,t}$ 的协方差; $\text{var}(\cdot)$ 为方差函数。

(3) 根据多元Sklar理论, k 个风电 / 光电利益主体在 t 时段出力的联合分布可由含Copula函数 $C(\cdot)$ 的边缘分布 $F_{\mathbf{W}_{i,t}}(x_{i,t})$ 表示为:

$$F_{\mathbf{W}_{1,t}, \mathbf{W}_{2,t}, \dots, \mathbf{W}_{k,t}}(x_{1,t}, x_{2,t}, \dots, x_{k,t}) = C(F_{\mathbf{W}_{1,t}}(x_{1,t}), F_{\mathbf{W}_{2,t}}(x_{2,t}), \dots, F_{\mathbf{W}_{k,t}}(x_{k,t})) \quad (6)$$

(4) 从考虑 k 个利益主体出力相关性的高斯Copula函数中取 D 个均匀分布变量 $\mathbf{u}_{i,t} = [u_{i,t}^1, u_{i,t}^2, \dots, u_{i,t}^D]^T$ 。根据反演法^[11],式(6)描述的联合分布函数可转化为:

$$\begin{aligned} C(\mathbf{u}_{1,t}, \mathbf{u}_{2,t}, \dots, \mathbf{u}_{k,t}) = & \Phi_k(\Phi^{-1}(\mathbf{u}_{1,t}), \Phi^{-1}(\mathbf{u}_{2,t}), \dots, \Phi^{-1}(\mathbf{u}_{k,t})) = \\ & \Phi_k(\Phi^{-1}(F_{\mathbf{W}_{1,t}}(x_{1,t})), \Phi^{-1}(F_{\mathbf{W}_{2,t}}(x_{2,t})), \dots, \\ & \Phi^{-1}(F_{\mathbf{W}_{k,t}}(x_{k,t}))) \end{aligned} \quad (7)$$

式中: $\Phi^{-1}(\cdot)$ 为标准高斯分布的逆累积分布函数; $\Phi_k(\cdot)$ 为考虑 k 个利益主体出力相关性的 k 维高斯分布函数。

(5) 通过逆累积分布函数 $x_{i,t}^d = F_{\mathbf{W}_{i,t}}^{-1}(u_{i,t}^d)$,可进一步求得利益主体 i 在 t 时段所有可能出力构成的矩阵 $\mathbf{\Omega}_{i,t} = [x_{i,t}^1, x_{i,t}^2, \dots, x_{i,t}^D]$,则风电 / 光电利益主体 i 在 t 时段的出力范围为:

$$P_{i,t}^{\min} \leq p_{i,t} \leq P_{i,t}^{\max} \quad (8)$$

$$P_{i,t}^{\min} = \min \mathbf{\Omega}_{i,t}, P_{i,t}^{\max} = \max \mathbf{\Omega}_{i,t} \quad (9)$$

式中: $P_{i,t}^{\min}, P_{i,t}^{\max}$ 分别为利益主体 i 在 t 时段最小、最大可能出力。约束式(8)、(9)将离散的可能出力值转化为连续的可能出力范围。

(6) 为了进一步提高互补优化调度模型的可行性和经济性,需要忽略一些出现概率极低的可能出力,缩小最优出力范围,即:

$$\mathbf{\Omega}_{i,t}^* = \mathbf{\Omega}_{i,t} - \left[\omega \mid P(\omega \in \mathbf{\Omega}_{i,t}) \leq \eta \times 100\% \right] \quad (10)$$

式中: $\mathbf{\Omega}_{i,t}^*$ 为利益主体 i 在 t 时段置信度为 η 下的可能出力矩阵, η 为常数; $P(\omega \in \mathbf{\Omega}_{i,t}) \leq \eta \times 100\%$ 为满足置信度的可能出力的概率。

风电 / 光电利益主体 i 在 t 时段的出力范围为:

$$P_{i,t} \leq p_{i,t} \leq \bar{P}_{i,t} \quad (11)$$

$$P_{i,t} = \min \mathbf{\Omega}_{i,t}^*, \bar{P}_{i,t} = \max \mathbf{\Omega}_{i,t}^* \quad (12)$$

式中: $\underline{P}_{i,t}$ 、 $\bar{P}_{i,t}$ 分别为利益主体 i 在 t 时段出力的下、上限。

2) 水电利益主体出力约束 ($i \in C_{HY}$)。

由同一流域多座水电站构成的梯级水电站群, 能够通过调节、补偿等手段, 最大限度提高水资源的发电效益。

$$P_{i,t} = a_{1,i}v_{i,t}^2 + a_{2,i}q_{i,t}^2 + a_{3,i}v_{i,t}q_{i,t} + a_{4,i}v_{i,t} + a_{5,i}q_{i,t} + a_{6,i} \quad (13)$$

$$\underline{P}_{HY,i} \leq P_{i,t} \leq \bar{P}_{HY,i} \quad (14)$$

$$v_{i,t} = v_{i,t-1} + \left[l_{i,t} + \sum_{r \in U} (q_{r,t-1} + d_{r,t-1}) - d_{i,t} - q_{i,t} \right] \Delta t \quad (15)$$

$$\underline{Q}_i \leq q_{i,t} \leq \bar{Q}_i \quad (16)$$

$$\underline{v}_i \leq v_{i,t} \leq \bar{v}_i \quad (17)$$

式中: $a_{k,i}$ ($k=1, 2, \dots, 6; i \in C_{HY}$) 为水电利益主体 i 的发电系数; $\underline{P}_{HY,i}$ 、 $\bar{P}_{HY,i}$ 分别为水电利益主体 i 技术出力下、上限; $v_{i,t}$ 、 $q_{i,t}$ 、 $l_{i,t}$ 、 $d_{i,t}$ 分别为水电利益主体 i 在 t 时段的蓄水量、发电用水量、天然来水量、弃水量; U 为上游水电利益主体集合; $\underline{Q}_i$ 、 $\bar{Q}_i$ 分别为水电利益主体 i 发电用水量下、上限; $\underline{v}_i$ 、 $\bar{v}_i$ 分别为水电利益主体 i 蓄水量下、上限。

3) 系统旋转备用约束。

风-光-水互补发电系统应具备一定的旋转备用容量以应对风电出力随机性、光电出力随机性、水发电机组故障等情况。

$$\sum_{i \in C_{HY}} y_{i,t} \geq \sum_{i \in C_{HY}} \alpha_i P_{i,t} + \sum_{i \in \{C_{WD}, C_{PV}\}} (P_{i,t} - \underline{P}_{i,t}) \quad (18)$$

$$\bar{Y}_i = \beta_i \bar{P}_{HY,i} \quad (19)$$

$$y_{i,t} = \min \{ \bar{Y}_i, P_{HY,i} - P_{i,t} \} \quad (20)$$

式中: $y_{i,t}$ 为水电利益主体 i 在 t 时段提供的旋转备用容量; α_i 为水电利益主体 i 的备用需求系数; β_i 为水电利益主体 i 的最大备用容量系数; $\bar{Y}_i$ 为水电利益主体 i 能提供的最大旋转备用容量。

2 SSVE 法

2.1 SV 的计算

根据 SV 法, 利益主体 i 分配到的互补发电增益为该利益主体给所有合作联盟带来边际增益的加权值 ϕ_i , 即:

$$\phi_i = \sum_{S \subseteq N} \frac{(|S|-1)!(n-|S|)!}{n!} B_i^S \quad (21)$$

式中: $|S|$ 为联盟 S 中包含的利益主体数目; n 为大联盟 N 中的利益主体数目; B_i^S 为利益主体 i 给联盟 S 带来的边际增益, $B_i^S = \Delta G_S - \Delta G_{S \setminus \{i\}}$, $\Delta G_{S \setminus \{i\}}$ 为联盟 S 中除利益主体 i 外剩余利益主体构成联盟的增益。

将所有联盟按照联盟中所包含的利益主体数目

进行分层, 用 h ($h=|S|, S \subseteq N$) 表示层数。则式 (21) 可改写为:

$$\phi_i = \sum_{h=1}^n \frac{(h-1)!(n-h)!}{n!} B_i^h = \frac{1}{n} \sum_{h=1}^n \binom{n-1}{h-1} B_i^h \quad (22)$$

式中: B_i^h 为利益主体 i 给第 h 层中联盟带来的边际增益; $\binom{n-1}{h-1}$ 为第 h 层权重系数。由于各层中联盟的权重系数一致, 可认为各层中联盟的边际增益服从均匀概率分布, 则有:

$$\phi_i = \frac{1}{n} \sum_{h=1}^n E(B_i^h) \quad (23)$$

式中: $E(B_i^h)$ 为 B_i^h 的均值。

2.2 样本信息与 SV 法分配结果的关系

SSVE 法的关键是探索局部 (各层) 样本信息与全局 (全部) 样本信息的关系。

假设估计利益主体 i 的 SV 共需抽取 M 个样本量, 第 h 层分配到 r_h^i 个样本量, 则第 h 层样本的平均值 $\bar{z}_h^i$ 为:

$$\bar{z}_h^i = \frac{1}{r_h^i} \sum_{b=1}^{r_h^i} z_{b,h}^i \quad (24)$$

式中: $z_{b,h}^i$ 为利益主体 i 在第 h 层抽取的第 b 个样本的边际增益, $z_{b,h}^i \in \{g \mid g = \Delta G_S - \Delta G_{S \setminus \{i\}}, h = |S|\}$ 。

根据中心极限定律, 当各层分配到的样本量 r_h^i 足够大时, 利益主体 i 第 h 层样本的平均值服从均值为 $\mu_{i,h}$ 、方差为 $\sigma_{i,h}^2$ 的高斯分布 $\bar{z}_h^i \sim N(\mu_{i,h}, \sigma_{i,h}^2)$ 。进一步, 可以估计所有样本的样本均值为各层样本均值的平均值, 即 $E_i = \text{mean}(\mu_{i,h})$, 其中 $\text{mean}(\cdot)$ 为均值函数。当样本量 M 足够大时, 利益主体 i 相关样本的样本均值 E_i 服从均值为 SV 法分配结果 ϕ_i 、方差为 V_i 的高斯分布 $E_i \sim N(\phi_i, V_i)$ 。

由于 V_i 受各层样本量 r_h^i 影响较大, 为提高估计的精确度, 需考虑不同样本量分配方法对 V_i 的影响。

1) 随机法。将 M 个样本随机分配给各层, 则有:

$$M = \sum_{h=1}^n r_{h,RS}^i \quad \forall r_{h,RS}^i \in \mathbf{N}^+ \quad (25)$$

$$V_{i,RS} = (\text{mean}(\sigma_{i,h}^2) + \text{var}(\mu_{i,h}))/M \quad (26)$$

式中: $r_{h,RS}^i$ 为随机法下利益主体 i 的第 h 层样本分配到的样本数; $V_{i,RS}$ 为利益主体 i 的样本在随机法下的方差。

2) 平均法。将 M 个样本平均分配给各层, 则有:

$$r_{h,AS}^i = M/n \quad (27)$$

$$V_{i,AS} = \text{mean}(\sigma_{i,h}^2)/M \quad (28)$$

式中: $r_{h,AS}^i$ 为平均法下利益主体 i 的第 h 层样本分配到的样本数; $V_{i,AS}$ 为利益主体 i 的样本在平均法下的方差。

3) Neyman 法。将 M 个样本按各层样本标准差比例分配给各层, 则有:

$$r_{h,NS}^i = M\sigma_{i,h} / \sum_{g=1}^n \sigma_{i,g} \quad (29)$$

$$V_{i,NS} = \text{mean}(\sigma_{i,h}^2) / M \quad (30)$$

式中: $r_{h,NS}^i$ 为Neyman法下利益主体 i 的第 h 层样本分配到的样本数; $V_{i,NS}$ 为利益主体 i 的样本在Neyman法下的方差。

4) 强化学习RL(Reinforcement Learning)法。基于迭代的RL法利用各层已知的方差信息进行探索估计, 主要包含以下步骤。

(1) 确定样本量 M 。

(2) 假设 m 为样本单元, $r_{h,RL}^i$ 、 $\hat{\mu}_{i,h}$ 、 $d_{i,h}$ 、 $\hat{\sigma}_{i,h}^2$ 、 Δ 分别为采用RL法时第 h 层分配到的样本量、样本均值估计值、样本平方差、样本方差估计值、样本偏差。

(3) 设定初始值: $m=1$, $r_{h,RL}^i=0$, $\hat{\mu}_{i,h}=0$, $d_{i,h}=0$, $\hat{\sigma}_{i,h}^2=0$, $\Delta=0$ 。

(4) 当 $m < M$ 时, 根据各层分配到样本的概率 $\pi_{i,h}(m)$ (见附录A式(A1)、(A2)) 随机抽选层, 并在选中层中随机抽取样本 x (样本 x 为选中互补发电联盟的增益)。

(5) 更新选中层的样本信息: $m=m+1$, $r_{h,RL}^i=r_{h,RL}^i+1$, $\Delta=x-\hat{\mu}_{i,h}$, $\hat{\mu}_{i,h}=\hat{\mu}_{i,h}+\Delta/r_{h,RL}^i$, $d_{i,h}=d_{i,h}+\Delta(x-\hat{\mu}_{i,h})$, $\hat{\sigma}_{i,h}^2=d_{i,h}/(r_{h,RL}^i-1)$ 。

(6) 计算利益主体 i 的样本在RL法下的均值 $E_{i,RL} = \sum_{h=1}^n \hat{\mu}_{i,h} / n$, 方差 $V_{i,RL} = \sum_{h=1}^n \hat{\sigma}_{i,h}^2 / n^2$ 。

2.3 SSVE法的最优分配结果

采用最大似然估计方法可以获得更精确的Shapley估计值。对于所有满足独立高斯分布的样本均值 $E_i \in \{E_1, E_2, \dots, E_n\}$, 可构建如下似然函数:

$$\begin{aligned} \ln(L(\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_n | E_1, E_2, \dots, E_n)) = \\ \sum_{i=1}^n \ln \left\{ \exp \left[-(E_i - \phi_i)^2 / (2V_i) \right] / \sqrt{2\pi V_i} \right\} = \\ \lambda - \sum_{i=1}^n \left[(E_i - \phi_i)^2 / (2V_i) \right] \end{aligned} \quad (31)$$

式中: $L(\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_n | E_1, E_2, \dots, E_n)$ 为 n 阶似然函数; λ 为不含SV法分配结果 ϕ_i 的项。

由于式(31)对应的最大似然解不一定能满足全局理性要求, 因此在最大似然优化问题的基础上应进一步引入全局理性约束:

$$\begin{cases} \max \lambda - \sum_{i=1}^n \left[(E_i - \phi_i)^2 / (2V_i) \right] \\ \text{s.t.} \quad \sum_{i=1}^n \phi_i = \Delta G_N \end{cases} \quad (32)$$

式中: ΔG_N 为大联盟的增益。式(32)中等式约束条件为全局理性约束^[16], 即要求互补发电系统的增益需全部分配给各参与利益主体。

求解上述优化问题可得到:

$$\hat{\phi}_i = E_i - (\Delta \hat{G}_N - \Delta G_N) V_i / \sum_{g=1}^n V_g \quad (33)$$

式中: $\hat{\phi}_i$ 为最优Shapley估计值; $\Delta \hat{G}_N$ 为所有利益主体的样本边际增益之和, 即 $\Delta \hat{G}_N = \sum_{i=1}^n E_i$ 。

因此, 采用SV法和SSVE法时各利益主体的分配结果分别为:

$$O_i^{SV} = \phi_i + G_i \quad (34)$$

$$O_i^{SSVE} = \hat{\phi}_i + G_i \quad (35)$$

式中: O_i^{SV} 、 O_i^{SSVE} 分别为采用SV法和SSVE法时利益主体 i 的分配结果。

3 增益分配方法框架

本文提出的风-光-水互补发电增益分配方法框架如图1所示, 图中虚线与点划线箭头部分分别为SV法与SSVE法流程的不同之处。

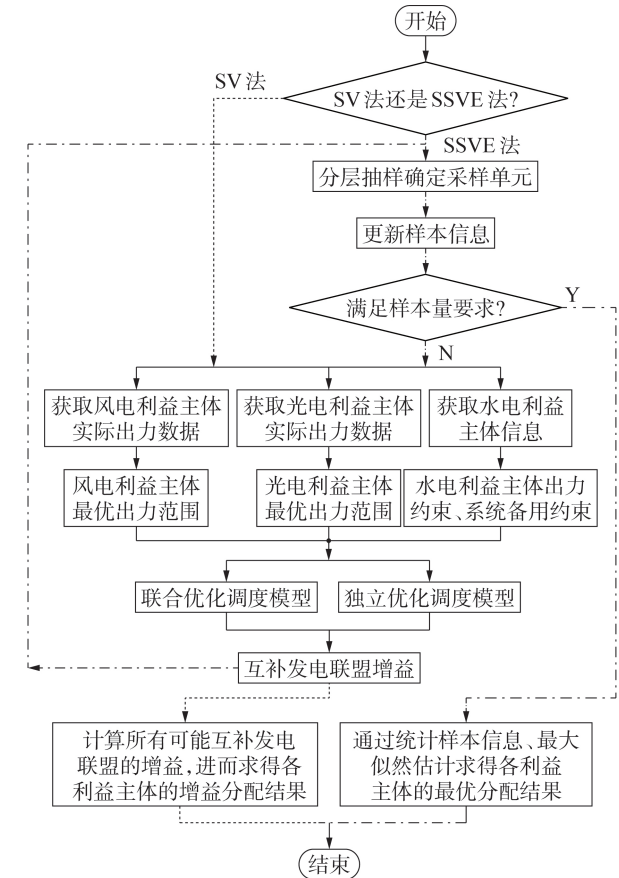


图1 增益分配方法框架

Fig.1 Framework of synergistic benefit allocation method

4 算例分析

算例仿真部分均使用1.6 GHz Intel处理器、8 GB内存的计算机, 通过MATLAB R2016b软件进行仿真计算。通过2个算例验证SSVE法用于风-光-水互补发电增益分配问题的有效性和实用性: 以4个利益主体风-光-水互补发电算例研究样本量分配

方法对SSVE法精确性和计算效率的影响;以37个利益主体风-光-水互补发电算例验证大量风电、光电和水电利益主体参与互补优化调度时,SSVE法能够克服SV法的组合爆炸问题。

4.1 4个利益主体风-光-水互补发电

以风电利益主体、光电利益主体、上游水电利益主体和下游水电利益主体构成的4个利益主体风-光-水互补发电系统为例,根据我国云南省某区域风电和光电利益主体在2019年夏季的历史出力数据,上游和下游水电利益主体在某日的天然来水数据,建立时段时长为1h的日互补优化调度模型,并分别采用SV法和SSVE法进行互补发电增益分配。系统参数如附录A表A1、表A2所示。

下面从精确性要求和计算效率要求出发,比较SSVE法在采用随机法、平均法、Neyman法和RL法时的最优分配结果。

1) 误差分布。

以SV法分配结果为基准,计算SSVE法采用不同样本量分配方法时的误差。以风电利益主体为例,当样本量 $M=900$ 时,SSVE法分配结果的误差分布如图2所示。

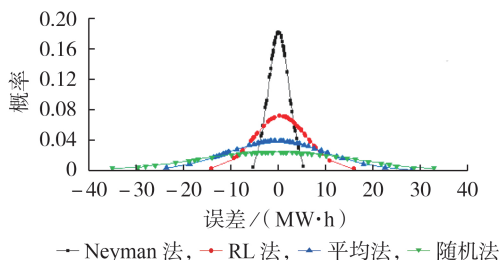


图2 SSVE法在不同样本量分配方法下的误差分布

Fig.2 Error distribution of SSVE method under different sample distribution methods

从图2可以看出:4种样本量分配方法的误差均值为0,因此SSVE法具有渐近无偏性;Neyman法的误差分布最接近理想的误差分布,因此Neyman法的最优分配结果的精确程度最高;采用RL法时,随着误差的增大,对应的概率急剧降低,因此RL法也具有较高的精确程度;随机法和平均法的误差分布曲线相对平坦,当误差绝对值小于10 MW·h时,对应的概率低于RL法,当误差绝对值大于10 MW·h时,对应的概率高于RL法,因此随机法和平均法的精确程度比RL法低。

2) 误差率。

样本量 M 的大小也会影响SSVE法下最优分配结果的误差率。以样本量 M 为100~900为例对风电利益主体进行互补发电增益分配,不同样本量分配方法下SSVE法的误差率均值如附录A图A1所示。由图可知,随着样本量 M 的增大,随机法、平均法、

Neyman法和RL法的误差率均呈下降趋势,SSVE法的分配结果具有渐近一致性。

以 $M=900$ 为例,进一步比较SV法和SSVE法的最优分配结果,如表1所示。

表1 最优分配结果

Table 1 Optimum allocation results 单位:MW·h

利益主体	SV法分配结果	SSVE法分配结果			
		随机法	平均法	Neyman法	RL法
风电	2609.7	2605.7	2612.1	2608.9	2611.0
光电	1695.9	1699.7	1698.6	1696.1	1693.2
上游水电	2824.8	2831.8	2826.8	2823.9	2823.3
下游水电	2194.0	2187.2	2186.9	2195.5	2196.9

由表1可知,当样本量 $M=900$ 时,不同样本量分配方法下SSVE法的最优分配结果的误差率均低于0.4%。

3) 方差。

方差是能够反映抽样过程可靠程度的参数,下面进一步研究样本量和样本量分配方法对样本方差的影响。

随着样本量 M 的增大,不同样本量分配方法对应的样本方差如图3所示。

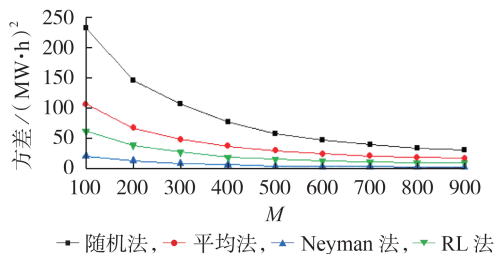


图3 在不同样本量分配方法下SSVE法样本均值的方差

Fig.3 Variance of sample mean for SSVE method under different sample distribution methods

由图3可知,随着样本量 M 的增大,在不同样本量分配方法下SSVE法样本均值的方差均持续降低,因此SSVE法具有渐近可靠性。4种样本量分配方法下最优分配结果的方差大小排序为Neyman法<RL法<平均法<随机法,因此可以推断4种样本量分配方法的可靠性为Neyman法>RL法>平均法>随机法^[18]。

4种样本量分配方法在达到相近可靠性所需要的样本量 M 和耗时如表2所示。由表2可知,RL法所需耗时最短,是4种样本量分配方法中计算效率

表2 计算复杂度比较

Table 2 Comparison of computational complexity

样本量分配方法	方差/(MW·h) ²	M	耗时/s
随机法	2.35	7600	413.79
平均法	2.46	4300	289.82
Neyman法	2.39	900	162.17
RL法	2.23	1500	103.64

最高的样本量分配方法。

由上述分析可见,SSVE法在解决风-光-水互补发电增益分配问题中具有如下特点。

1)随着样本量的增大,SSVE法的最优分配结果具有渐近无偏性、渐近一致性和渐近可靠性。当样本量足够大时,SSVE法的分配结果误差率低于0.4%。

2)随机法和平均法直接决定了各层的样本数目,采用该样本量分配方法的SSVE法最优分配结果误差和方差均较大。采用Neyman法的SSVE法最优分配结果误差最小,误差分布最理想且方差最小,但采用Neyman法需要提前计算各层样本的方差,再根据各层方差的比例进行分层抽样,计算量较大。RL法能够利用现有样本信息以迭代的方式探索更多的样本信息,降低了计算量和计算难度,且采用RL法的SSVE法最优分配结果误差和方差均较小。因此,RL法能够兼顾估计结果的有效性和估计过程的高效性,适用于解决大规模利益主体环境下风-光-水互补发电增益分配问题。

3)当参与互补优化调度的利益主体数目较少时,与SV法相比,SSVE法计算过程复杂、计算量大。但随着利益主体数目增多,SV法会出现组合爆炸问题,SSVE法的优势逐渐显现。

4.2 37个利益主体风-光-水互补发电

本节算例由雅砻江流域的12个风电利益主体(编号为1—12)、18个光电利益主体(编号为13—30)和7个梯级水电利益主体(编号为31—37)组成,如附录A图A2所示。取风电、光电利益主体在2019年夏季的历史出力数据以及梯级水电利益主体在2019年6月14日的天然来水量数据,建立时段长为1h的日互补优化调度模型,并采用SSVE法进行互补发电增益分配。

当样本量 M 分别为 6×10^5 和 10^6 时,SSVE法的分配结果如图4所示。由图4可知,当 M 分别为 6×10^5 和 10^6 时,SSVE法的分配结果非常接近。SSVE法与SV法的计算耗时如表3所示。由于SV法需要计算每个互补发电联盟的增益,对于由37个利益主体构成的风-光-水互补发电系统而言,共需求解约 1.375×10^{12} 个互补优化调度模型,从而共需计算约 1.375×10^{12} 个互补发电联盟的增益,因此SV法计算

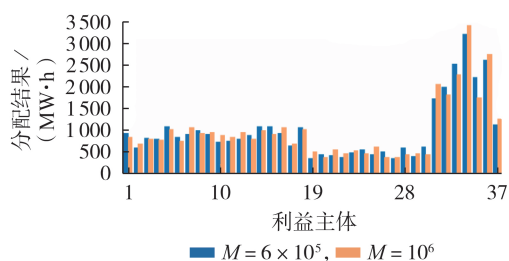


图4 37个利益主体增益分配结果

Fig.4 Allocation results of 37 stakeholders

表3 SSVE法和SV法的计算耗时比较

Table 3 Comparison of time consuming between SSVE method and SV method

方法	所需求解联盟数	计算耗时 / min
SV法	1.375×10^{12}	503
SSVE法	$M=6 \times 10^5$	87
	$M=10^6$	106

量大,耗时长。SSVE法通过分层抽样的方式,只需对各层中的采样联盟进行互补优化调度,计算该采样联盟的增益,因此,SSVE法极大减少了计算量,缩短了计算耗时,更适用于求解含有大量利益主体的风-光-水互补发电增益分配问题。

5 结论

对于多利益主体市场环境下的风-光-水互补发电系统,本文建立考虑随机性、波动性以及互补效益的风-光-水互补发电系统联合优化调度模型和独立优化调度模型,提出风-光-水互补发电增益量化方法,进一步提出基于SSVE法的风-光-水互补发电增益分配方法。通过算例分析不同样本量分配方法下SSVE方法的计算特点,验证了当大量利益主体参与互补优化调度时,SSVE法能够有效解决经典SV法的组合爆炸问题。

附录见本刊网络版(<http://www.epae.cn>)。

参考文献:

- [1] 易跃春. 中国可再生能源发展报告2019[R]. 北京:水电水利规划设计总院,2019.
- [2] 朱燕梅,邹祖建,黄伟斌,等. 金沙江上游典型电站水风光互补运行研究[J]. 水力发电学报,2017,36(4):78-85.
ZHU Yanmei,ZOU Zujian,HUANG Weibin,et al. Complementary operation of water,wind and solar power for typical power stations on upper Jinsha River[J]. Journal of Hydroelectric Engineering,2017,36(4):78-85.
- [3] ZHANG H X,LU Z X,HU W,et al. Coordinated optimal operation of hydro-wind-solar integrated systems[J]. Applied Energy,2019,242:883-896.
- [4] XIE J,ZHANG L Q,CHEN X Y,et al. Incremental benefit allocation for joint operation of multi-stakeholder wind-PV-hydro complementary generation system with cascade hydropower: an Aumann-Shapley value method[J]. IEEE Access,2020,8:68668-68681.
- [5] 刘斌,刘锋,王程,等. 考虑风电场灵活性及出力不确定性的机组组合[J]. 电网技术,2015,39(3):730-736.
LIU Bin,LIU Feng,WANG Cheng,et al. Unit commitment considering flexibility and uncertainty of wind power generation[J]. Power System Technology,2015,39(3):730-736.
- [6] ZHAO C F,WAN C,SONG Y H. An adaptive bilevel programming model for nonparametric prediction intervals of wind power generation[J]. IEEE Transactions on Power Systems,2020,35(1):424-439.
- [7] BLUDSZUWEIT H,DOMINGUEZ-NAVARRO J A,LLOMBART A. Statistical analysis of wind power forecast error[J]. IEEE Transactions on Power Systems,2008,23(3):983-991.

- [8] BAEYENS E, BITAR E Y, KHARGONEKAR P P, et al. Coalitional aggregation of wind power[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2013, 28(4): 3774-3784.
- [9] WANG Z W, SHEN C, LIU F, et al. Chance-constrained economic dispatch with non-Gaussian correlated wind power uncertainty[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2017, 32(6): 4880-4893.
- [10] 季峰, 蔡兴国, 王俊. 基于混合 Copula 函数的风电功率相关性分析[J]. 电力系统自动化, 2014, 38(2): 1-5, 32.
JI Feng, CAI Xingguo, WANG Jun. Wind power correlation analysis based on hybrid Copula[J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(2): 1-5, 32.
- [11] MUNKHAMMAR J, WIDÉN J, HINKELMAN L M. A Copula method for simulating correlated instantaneous solar irradiance in spatial networks[J]. Solar Energy, 2017, 143: 10-21.
- [12] 肖欣, 周渝慧, 何时有, 等. 含流域梯级水电的水火风互补发电系统联合运行优化[J]. 电力自动化设备, 2018, 38(2): 100-108.
XIAO Xin, ZHOU Yuhui, HE Shiyu, et al. Optimal joint operation of hydro-thermal-wind hybrid power system with cascaded hydro power[J]. Electric Power Automation Equipment, 2018, 38(2): 100-108.
- [13] LI Y Z, ZHAO T Y, LIU C, et al. Day-ahead coordinated scheduling of hydro and wind power generation system considering uncertainties[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2019, 55(3): 2368-2377.
- [14] FARIA E, BARROSO L A, KELMAN R, et al. Allocation of firm-energy rights among hydro plants: an Aumann-Shapley approach[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2009, 24(2): 541-551.
- [15] 陈星莺, 郁清云, 谢俊, 等. 基于利用 Aumann-Shapley 值分摊网损和排放减少量的 DLMP 计算研究[J]. 电力自动化设备, 2019, 39(4): 17-23.
CHEN Xingying, YU Qingyun, XIE Jun, et al. DLMP calculation based on power loss and emission reduction allocation using Aumann-Shapley method[J]. Electric Power Automation Equipment, 2019, 39(4): 17-23.
- [16] 董文略, 王群, 杨莉. 含风光水的虚拟电厂与配电公司协调调度模型[J]. 电力系统自动化, 2015, 39(9): 75-81, 207.
DONG Wenlue, WANG Qun, YANG Li. A coordinated dispatching model for a distribution utility and virtual power plants with wind / photovoltaic / hydro generators [J]. Automation of Electric Power Systems, 2015, 39(9): 75-81, 207.
- [17] 刘斌, 陈来军, 汪雨辰, 等. 应对风电出力不确定性的备用成本分摊: 联盟博弈方法[J]. 控制理论与应用, 2016, 33(4): 437-445.
LIU Bin, CHEN Laijun, WANG Yuchen, et al. Allocating reserve cost for hedging against wind generation uncertainty: a coalitional-game-theoretic approach[J]. Control Theory & Applications, 2016, 33(4): 437-445.
- [18] LOHR S H. Sampling: design and analysis[M]. Boston, USA: Brooks / Cole, 2010: 73-84.
- [19] CASTRO J, GÓMEZ D, MOLINA E, et al. Improving polynomial estimation of the Shapley value by stratified random sampling with optimum allocation[J]. Computers & Operations Research, 2017, 82: 180-188.

作者简介:



张丽琴

张丽琴(1996—),女,江苏苏州人,硕士研究生,主要研究方向为电力市场与电力系统经济运行(E-mail: zhangliqin1996@163.com);

谢俊(1979—),男,安徽安庆人,教授,博士研究生导师,博士,主要研究方向为电力市场与电力系统经济安全运行(E-mail: jxie@hhu.edu.cn);

张秋艳(1997—),女,江苏徐州人,硕士研究生,主要研究方向为电力市场与电力系统经济运行(E-mail: zhangqy1417@163.com)。

(编辑 王锦秀)

Synergistic benefit allocation method for wind-solar-hydro complementary generation with sampling-based Shapley value estimation method

ZHANG Liqin, XIE Jun, ZHANG Qiuyan, FU Denghui

(College of Energy and Electrical Engineering, Hohai University, Nanjing 211100, China)

Abstract: Under the market environment of multiple stakeholders, it is critical to build a fair, reasonable and efficient complementary generation synergistic benefit allocation method for guaranteeing implementation of wind-solar-hydro complementary generation synergistic benefit allocation method for guaranteeing implementation of wind-solar-hydro complementary generation optimal dispatching. Aiming at the characteristic of wind-solar-hydro complementary generation, an optimal dispatching model of wind-solar-hydro complementary generation is built by considering randomness, volatility and complementary benefit, on this basis, a synergistic benefit quantification method for wind-solar-hydro complementary generation is proposed. On the basis of traditional SV(Shapley Value) method, a synergistic benefit allocation method for wind-solar-hydro complementary generation is proposed based on SSVE(Sampling-based Shapley Value Estimation) method, and a sample distribution method based on RL(Reinforcement Learning) is proposed to improve the accuracy and computational efficiency of SSVE method. Case results verify the effectiveness of SSVE method with RL sample distribution method, and SSVE method can reduce computational burden effectively and solve the combinatorial explosion problem of traditional SV method.

Key words: wind-solar-hydro complementary generation; synergistic benefit allocation; SSVE method; sample distribution method

附录 A:

各层分配到样本的概率模型

基于双 sigmoid 函数的 $\eta(m)$ 模型可表示为:

$$\eta(m)=\kappa-\left[1+\exp(-(m-\alpha M))/(\beta M)\right] \tag{A1}$$

其中， $m=1,2,\cdots,M$ ； κ,α,β 为常数， α 控制了“探索”的量，增加 α 可减少用于探索的样本的百分比，本文取 $\alpha=0.25$ ， β 为从“探索”动作向“利用”动作转换的时间常数，增加 β 可增加从探索到利用的过渡时间，本文取 $\beta=0.08$ ， κ 保证 $\eta(0)=1$ 。

用 $\pi_h^i(m)$ 描述在当前状态下第 h 层分配到样本单元 m 的概率：

$$\pi_h^i(m)=\eta(m)/n+(1-\eta(m))\hat{\sigma}_{i,h}/\sum_{a=1}^n\hat{\sigma}_{i,a} \tag{A2}$$

其中， $\hat{\sigma}_{i,h}$ 为利益主体 i 第 h 层样本标准差的估计值； $\hat{\sigma}_{i,h}/\sum_{a=1}^n\hat{\sigma}_{i,a}$ 为利益主体 i 第 h 层样本标准差占有所有层样本标准差的比例。

表 A1 风电、光电利益主体技术出力下、上限
Table A1 Output limitations of wind and PV stakeholders

利益主体	$\overline{P}_i/\text{MW}$	$\underline{P}_i/\text{MW}$
风电	250	0
光电	150	0

表 A2 水电利益主体出力系数，技术出力下、上限，蓄水量下、上限，发电用水量下、上限
Table A2 Generation coefficients, output limitations, reservoir limitations, and discharge limitations of hydro stakeholders

利益主体	$a_{1,i}$	$a_{2,i}$	$a_{3,i}$	$a_{4,i}$	$a_{5,i}$	$a_{6,i}$	$\underline{P}_{\text{HY},i}/\text{MW}$	$\overline{P}_{\text{HY},i}/\text{MW}$	$\underline{V}_i/\text{m}^3$	$\overline{V}_i/\text{m}^3$	$\underline{Q}_i/\text{m}^3$	$\overline{Q}_i/\text{m}^3$
上游水电	-0.004 2	-0.42	0.030	0.90	10.0	-50	0	500	8×10^5	1.5×10^6	5×10^4	1.5×10^5
下游水电	-0.004 0	-0.30	0.015	1.14	9.5	-70	0	500	6×10^5	1.2×10^6	6×10^4	1.5×10^5

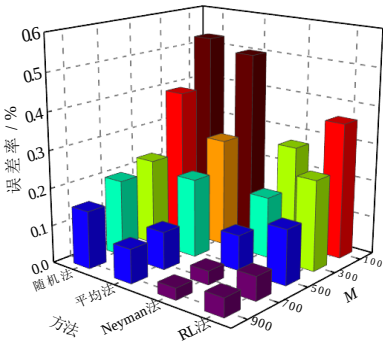


图 A1 SSVE 法最优分配结果的误差率

Fig.A1 Error rates of optimum allocation result of SSVE method

