基于时序降维的电力电量平衡主导影响因素辨识方法

姜店丰[1]，姚颖蓓[2]，谭振飞[1]，严正[1]
（1. 上海交通大学电气工程学院，上海市 200240；2. 国家电网有限公司华东分部，上海市 200120）

摘　要：【目的】随着波动性新能源渗透率持续提升，新型电力系统平衡方式呈现概率化特征，传统基于固定场景的电力电量平衡分析已无法适应。亟需精准辨识影响平衡结论的关键源荷特征，提升平衡场景对真实源荷波动的代表性。为此，本文提出一种基于时序降维的电力电量平衡主导影响因素辨识方法。【方法】首先，定义源荷时序特征实现平衡场景的降维分析，解决源荷时序曲线分析维度高、时序关联强的问题。其次，结合Nataf变换与数据驱动模型，表征源荷时序特征对电力电量平衡指标的多元耦合映射关系。然后，提出基于全局灵敏度分析的电力电量平衡主导影响因素辨识方法。最后，基于省级电网源荷数据开展算例分析。【结果】相较于主成分分析场景聚合，所提方法在Kolmogorov-Smirnov距离度量下的计算误差降低了27.33%，验证了所提方法的有效性。【结论】所提方法量化了源荷时序特征对电力电量平衡指标的影响程度，提升了典型平衡场景对源荷波动的代表性，为新能源电力系统的平衡分析提供了理论与技术支撑。

关键词：源荷时序特征；电力电量平衡；全局灵敏度分析；场景聚合；新能源电力系统
中图分类号：TM73　　**文献标志码：**A　　**文章编号：**1000-7229(2026)10-0030-15
DOI：10.12204/j.issn.1000-7229.2026.10.003

Identification Method of Dominant Influencing Factors for Power and Energy Balance Based on Time-Series Dimensionality Reduction

JIANG Dianfeng[1], YAO Yingbei[2], TAN Zhenfei[1], YAN Zheng[1]
(1. School of Electrical Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China; 2. East China Branch of State Grid Corporation of China, Shanghai 200120, China)

ABSTRACT: [**Objective**] With the continuously increasing penetration of volatile renewable energy, the balance mode of the new-type power system exhibits probabilistic characteristics, rendering the traditional fixed-scenario-based power and energy balance analysis inadequate. To improve the representativeness of balance scenarios for actual source-load fluctuations, it is essential to accurately identify the key source-load features that dominate balance conclusions. To this end, this paper proposes a method for identifying the dominant influencing factors of power and energy balance based on time-series dimensionality reduction. [**Methods**] First, source-load time-series features are defined to implement dimensionality reduction of balance scenarios, addressing the high dimensionality and strong temporal correlation of source-load time-series curves. Then, the multivariate coupling mapping relationship between source-load time-series features and power and energy balance indices is characterized using a data-driven model combined with the Nataf transformation. Next, a global-sensitivity-analysis-based method is proposed to identify the dominant influencing factors of power and energy balance. Finally, a case study is conducted using source-load data of a provincial power grid. [**Results**] Compared with principal component analysis-based scenario aggregation, the proposed method reduces the calculation error by 27.33% under the Kolmogorov-Smirnov distance metric, which verifies the effectiveness of the proposed method. [**Conclusions**] The proposed method quantifies the influence of source-load time-series features on power and energy balance indices and enhances the representativeness of typical balance scenarios for source-load fluctuations, thereby providing theoretical and technical support for the balance analysis of renewable energy systems.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 52577120, No. U24B6009) and the

基金项目：国家自然科学基金项目(52577120，U24B6009)；国家电网有限公司华东分部科技项目(SGHD0000GHJS2500090)

© Editorial Department of Electric Power Construction. OA under CC BY-NC-ND 4.0.

Science and Technology Project of East China Branch of State Grid Corporation of China (No. SGHD0000GHJS2500090).

KEYWORDS: source-load time-series features; power and energy balance; global sensitivity analysis; scenario aggregation; renewable energy system

0　引　言

建设以新能源为主体的新型电力系统是实现碳达峰碳中和目标的重要途径[1]。随着新能源渗透率的不断提高，新能源的波动性、不确定性、间歇性对系统的调节能力提出了更高的要求，同时挤占了火电等传统灵活资源的发电空间，电力市场的发展以及电动汽车、柔性负荷等主体的接入进一步增大了源荷两侧的不确定性[2]，给系统的电力电量平衡带来了巨大挑战[3]。

电力电量平衡是保障电力系统安全稳定运行的基础[4]。传统的电力电量平衡分析方法为基于典型日的表格分析法，其核心思想是根据典型日负荷尖峰时段分析供电可靠性，根据低谷时段分析系统调峰能力，根据一次能源供应与各类型机组发电小时数分析系统电量平衡[5]，以源荷确定性边界进行测算得到静态的平衡结论[6]。随着新能源渗透率的不断提高以及源网荷储多元灵活资源的利用，电力电量平衡模式由“源随荷动”向“源荷互动”转变[7]。源荷两侧均包含强不确定性，电力电量平衡机理呈现出概率化特征[7]，传统方法已无法适应平衡分析的需要。

时序生产模拟方法因能体现灵活资源的时序特性、模型构建灵活等优势逐渐成为电力电量平衡分析的重要方法[8]。文献[9]建立了基于马尔可夫决策过程的含季节性氢储能的电力系统8760 h生产模拟模型；文献[10]基于时序生产模拟评估了多项灵活性措施对提升新能源合理利用率的作用；文献[11]基于时序生产模拟和改进Informer模型管理新能源的并网成本；文献[12]构建了中长期-短期时间尺度生产模拟模型以实现多时间尺度电力电量平衡的协调；文献[13]提出了考虑短路比约束的时序生产模拟方法以评估弱电网的新能源消纳能力；文献[14]基于电网特征设置时序生产模拟典型场景，量化了水电占比、极端出力等对平衡的影响。

时序生产模拟以源荷时序曲线作为平衡分析边界。在源荷双重不确定性因素下，时序曲线上各点功率为服从一定概率分布的随机变量。为便于进行分析、提高求解效率，实际计算常采用多个典型离散平衡场景近似源荷不确定性[12]。在典型场景提取方面，文献[15]基于*K*-means算法与负荷损失特征对配电网典型故障场景进行筛选；文献[16]根据新能源出力水平、线路阻塞等特征基于*K*-means算法提取典型日场景；文献[17]结合主成分分析(principal component analysis，PCA)与*K*-means算法提取虚拟电厂负荷曲线；文献[18]根据源荷耦合特性指标基于*K*-means算法提取典型时序运行模拟场景；文献[19]基于*K*-means算法提取平衡分析典型场景和边缘场景。

现有研究大多基于*K*-means聚类算法提取平衡分析典型场景[18]，但在算法中为场景特征设置均一权重，没有考虑不同特征对电力电量平衡的差异化作用，典型场景难以准确反映源荷波动对平衡的影响。因此，亟需精准辨识影响平衡结论的关键源荷特征，提升平衡场景对真实源荷波动的代表性。

在主导影响因素辨识方面，全局灵敏度分析(global sensitivity analysis，GSA)理论与方法在电力电量平衡分析领域已有部分应用。文献[20]计及源荷相关性，基于GSA评估了风电、光伏、负荷功率对负荷裕度概率分布的影响程度；文献[21]基于GSA辨识了对系统可用输电能力影响最大的源荷随机变量；文献[22]基于GSA计算了各新能源场站出力对系统负荷供应能力的灵敏度；文献[23]基于GSA评估了能源系统中新能源可利用率、负荷等不确定性技术经济参数对系统成本、发电量、能源消费量等指标的影响；文献[24]将能源系统建模的空间分辨率视作不确定性参数，基于GSA评估了技术经济参数和空间分辨率对系统成本、网络容量、设备容量、碳排放等指标的影响。然而，现有主导影响因素辨识研究大多基于历史数据统计，将源荷不确定性建模为整个时段内源荷功率的概率分布，没有考虑源荷动态变化形成的时序特征。电力电量平衡分析的时序生产模拟方法以源荷时序曲线作为分析边界，火电机组启停、储能荷电状态等均与源荷时序变化密切相关。如果不考虑时序特征，则无法表征不同波动过程下电力电量平衡分析结论的差异。此外，如果直接对原始高维时序曲线进行全局灵敏度分析，将面临以下技术瓶颈：一是各时刻源荷功率均视为输入变量，分析维度过高；二是各时刻间源荷功率存在强时间自相关性，且单时刻波动对长周期平衡结论的影响微弱。这使得全局灵敏度分析困难，难以支撑典型场景的提取。

为此，本文提出基于时序降维的电力电量平衡主导影响因素辨识方法，主要创新点及贡献如下：

1）针对源荷时序曲线维度高、自相关性强的分析挑战，提出基于物理特征提取的时序曲线降维分析方法，以刻画源荷波动的影响，克服现有方法未考虑时序特征的不足。构建平衡状态评估模型，表征源荷时序特征对平衡指标的多元耦合映射关系，兼顾计算精度与分析效率。

2）针对典型场景提取的特征权重分配问题，提出基于全局灵敏度分析的电力电量平衡主导影响因素辨识方法，量化源荷时序特征对多元平衡指标的差异化贡献，实现由平衡分析驱动的典型场景提取，克服现有方法采用均一化权重、场景代表性低的不足。

1 电力电量平衡分析模型

本章构建电力电量平衡分析模型作为研究基础。在进行年/月/周等中长期电力电量平衡分析时，重点关注不同阻塞区、不同类型机组的可用容量和可发电量平衡情况。因此，将省级电网根据关键潮流断面划分为若干子区域，子区域内同类型机组等效为一台机组。模型考虑火电机组、储能、新能源3种技术类型。

1.1 约束条件

模型约束条件包括火电机组约束、储能约束、新能源约束以及系统层面约束。

1）火电机组约束。

火电机组约束包括在线容量上下限约束、机组出力上下限约束、启停容量约束、爬坡速率约束、最小启停时间约束等。

$$0 \leqslant S_{g,i,t}, D_{g,i,t}, U_{g,i,t} \leqslant S_{g,i,\max} \tag{1}$$

$$S_{g,i,t} = S_{g,i,t-1} - D_{g,i,t} + U_{g,i,t} \tag{2}$$

$$\underline{\alpha} S_{g,i,t} \leqslant P_{g,i,t} \leqslant S_{g,i,t} \tag{3}$$

$$-r_d S_{g,i,t} \leqslant P_{g,i,t} - P_{g,i,t-1} \leqslant r_u S_{g,i,t} \tag{4}$$

$$U_{g,i,t} \leqslant S_{g,i,\max} - S_{g,i,t-1} - \sum_{\tau=t-T_d+1}^{t-1} D_{g,i,\tau} \tag{5}$$

$$D_{g,i,t} \leqslant S_{g,i,t-1} - \sum_{\tau=t-T_o+1}^{t-1} U_{g,i,\tau} \tag{6}$$

$$C_{g,i,t} \geqslant k_{i,s} P_{g,i,t} + b_{i,s} \tag{7}$$

式中：$S_{g,i,t}$、$D_{g,i,t}$、$U_{g,i,t}$分别为第i个子区域在t时段的在线容量、关机容量、开机容量；$S_{g,i,\max}$为第i个子区域火电装机容量；$P_{g,i,t}$为第i个子区域在t时段的火电机组出力；$\underline{\alpha}$为火电机组出力下限系数；r_u、r_d分别为火电机组向上、向下爬坡率；T_o、T_d分别为火电机组的最小启、停时间；$C_{g,i,t}$为第i个子区域在t时段的火电机组发电成本；$k_{i,s}$、$b_{i,s}$分别为第i个子区域火电机组二次能量成本曲线分段线性化的截距和斜率。

2）储能约束。

储能约束包括储能充放电功率上下限约束、荷电状态（state of charge，SOC）连续性约束、能量上下限约束、日始末循环约束等。

$$0 \leqslant P_{ch,i,t} \leqslant \min\left(P_{es,i,\max}, \frac{E_{i,\max} - E_{i,t}}{\eta}\right) \tag{8}$$

$$0 \leqslant P_{dis,i,t} \leqslant \min\left(P_{es,i,\max}, \eta E_{i,t}\right) \tag{9}$$

$$E_{i,t} = E_{i,t-1} + \eta P_{ch,i,t} - P_{dis,i,t}/\eta \tag{10}$$

$$0 \leqslant E_{i,t} \leqslant E_{i,\max} \tag{11}$$

$$E_{i,T_{end}} = E_{i,T_{ini}} \tag{12}$$

$$P_{ch,i,t} + P_{dis,i,t} \leqslant P_{es,i,\max} \tag{13}$$

式中：$P_{ch,i,t}$、$P_{dis,i,t}$分别为第i个子区域t时段储能的充、放电功率；$P_{es,i,\max}$、$E_{i,\max}$分别为第i个子区域储能最大充放电功率、最大储存能量；$E_{i,t}$为第i个子区域在t时段的储存电量；η为储能的充放电效率；$E_{i,T_{ini}}$、$E_{i,T_{end}}$分别为第i个子区域储能的日始末状态。利用约束式（13）替代储能的充放电互斥约束，转化为线性规划模型[25]。

3）新能源约束。

新能源计划出力不超过其可用出力：

$$0 \leqslant P_{ren,i,t} \leqslant P_{renav,i,t} \tag{14}$$

$$\Delta P_{ren,i,t} = P_{renav,i,t} - P_{ren,i,t} \tag{15}$$

式中：$P_{ren,i,t}$、$P_{renav,i,t}$、$\Delta P_{ren,i,t}$分别为第i个子区域在t时段的新能源计划出力、新能源可用出力、新能源弃电功率。

4）系统约束。

系统约束包括功率平衡约束、线路潮流约束、备用约束等。

$$\sum_{i=1}^{N}\left(P_{g,i,t} + P_{ren,i,t} + P_{dis,i,t} - P_{ch,i,t} - L_{i,t} + \Delta L_{i,t}\right) = 0 \tag{16}$$

式中：$L_{i,t}$、$\Delta L_{i,t}$分别为第i个子区域在t时段的负荷功率和负荷缺口；N为子区域总数。

$$-\boldsymbol{F} \leqslant \boldsymbol{M}(\boldsymbol{P}_{g,t} + \boldsymbol{P}_{ren,t} + \boldsymbol{P}_{dis,t} - \boldsymbol{P}_{ch,t} - \boldsymbol{L}_t + \Delta \boldsymbol{L}_t) \leqslant \boldsymbol{F} \tag{17}$$

式中：$\boldsymbol{M}$为系统潮流分布因子矩阵；$\boldsymbol{F}$为子区域断面功率传输容量；$\boldsymbol{P}_{g,t}$、$\boldsymbol{P}_{ren,t}$、$\boldsymbol{P}_{dis,t}$、$\boldsymbol{P}_{ch,t}$、$\boldsymbol{L}_t$、$\Delta \boldsymbol{L}_t$分别为t时段火电出力向量、新能源出力向量、储能放电功率向量、储能充电功率向量、负荷功率向量、负荷缺口向量。

$$R_{u,t} = R_{d,t} = \sum_{i=1}^{N}\left(\beta_L L_{i,t} + \beta_{ren} P_{renav,i,t}\right) \tag{18}$$

$$\sum_{i=1}^{N}(S_{g,i,t}-P_{g,i,t}+P_{es,i,\max}-P_{dis,i,t}+P_{ch,i,t})+\Delta R_{u,t}\geqslant R_{u,t} \tag{19}$$

$$\sum_{i=1}^{N}(r_u S_{g,i,t}+P_{es,i,\max}-P_{dis,i,t}+P_{ch,i,t})+\Delta R_{u,t}\geqslant R_{u,t} \tag{20}$$

$$\sum_{i=1}^{N}(P_{g,i,t}-\underline{\alpha} S_{g,i,t}+P_{es,i,\max}+P_{dis,i,t}-P_{ch,i,t})+\Delta R_{d,t}\geqslant R_{d,t} \tag{21}$$

$$\sum_{i=1}^{N}(r_d S_{g,i,t}+P_{es,i,\max}+P_{dis,i,t}-P_{ch,i,t})+\Delta R_{d,t}\geqslant R_{d,t} \tag{22}$$

$$\Delta L_{i,t},\Delta P_{ren,i,t},\Delta R_{u,t},\Delta R_{d,t}\geqslant 0 \tag{23}$$

式中：$R_{u,t}$、$R_{d,t}$分别为系统在t时段的上、下备用需求，取值为负荷与新能源预测出力的一定比例之和；β_L、β_{ren}分别为负荷、新能源的比例系数；$\Delta R_{u,t}$、$\Delta R_{d,t}$分别为系统在t时段的上、下备用缺口。

1.2　目标函数

平衡分析模型考虑可靠性、低碳性、灵活性、经济性4个方面，分别对应于负荷缺口、新能源弃电、备用缺口、运行成本4项指标。目标函数为：

$$\min C=C_L+C_{ren}+C_R+C_{op} \tag{24}$$

$$C_L=c_L\sum_{t=1}^{T}\sum_{i=1}^{N}\Delta L_{i,t} \tag{25}$$

$$C_{ren}=c_{ren}\sum_{t=1}^{T}\sum_{i=1}^{N}\Delta P_{ren,i,t} \tag{26}$$

$$C_R=c_R\sum_{t=1}^{T}\left(\Delta R_{u,t}+\Delta R_{d,t}\right) \tag{27}$$

$$C_{op}=\sum_{t=1}^{T}\sum_{i=1}^{N}\left(C_{g,i,t}+c_u U_{g,i,t}+c_d D_{g,i,t}\right) \tag{28}$$

式中：C_L、C_{ren}、C_R、C_{op}分别为系统在优化周期中的负荷缺口惩罚、新能源弃电惩罚、备用缺口惩罚、运行成本；T为总优化时段；c_L、c_{ren}、c_R、c_u、c_d分别为负荷缺口惩罚系数、新能源弃电惩罚系数、备用缺口惩罚系数、火电机组单位容量启、停成本。

1.3　平衡指标

根据电力电量平衡模型结果计算平衡指标，以平衡指标的取值评估系统平衡状态，本文选取负荷缺口电量I_L、新能源弃电量I_{ren}、备用缺口量I_R、运行成本C_{op}作为平衡指标。此外，以平衡裕度作为电力电量平衡状态评估指标，其中，电力供应裕度I_P、电量供应裕度I_E的定义分别为：

$$I_P=\min_{t\in\{1,\cdots,T\}}\left\{\frac{\sum_{i=1}^{N}[S_{g,i,t}+\min(P_{es,i,\max},\eta E_{i,t})+P_{renav,i,t}]}{\sum_{i=1}^{N}L_{i,t}}\right\} \tag{29}$$

$$I_E=\frac{\sum_{t=1}^{T}\sum_{i=1}^{N}[S_{g,i,t}+P_{renav,i,t}-(P_{ch,i,t}-P_{dis,i,t})]}{\sum_{t=1}^{T}\sum_{i=1}^{N}L_{i,t}} \tag{30}$$

可以根据$\Pr(I_P<1)$、$\Pr(I_E<1)$反映系统电力电量不足概率，作为电力电量平衡风险预警依据。

2　源荷时序曲线降维分析方法

针对含不确定性的源荷时序曲线分析维度高、时序关联强的挑战，本章定义了源荷时序特征以对源荷时序曲线进行降维分析。

2.1　源荷时序特征定义

定义时序生产模拟的总优化时段T为优化周期，将优化周期按分辨率T_f分解为f个子时段，T_f定义为特征周期。在年度电力电量平衡分析中，平衡结论通常以月/周为分辨率[12]，因此特征周期宜取为月/周。

每个子区域在每个特征周期上定义n_f个特征，共有$f\cdot n_f\cdot N$个输入特征。第i子区域第τ特征周期特征定义如下：

$$P_{L,i,t}=L_{i,t}-P_{renav,i,t} \tag{31}$$

式中：$P_{L,i,t}$为第i个子区域在t时段的净负荷。

1）净负荷总电量$\varphi_{1,i,\tau}$。

$$\varphi_{1,i,\tau}=\sum_{j=T_\tau+1}^{T_\tau+T_f}P_{L,i,j} \tag{32}$$

式中：T_τ为第τ特征周期起始时刻。该特征度量了第i子区域第τ特征周期净负荷的电量特征。

2）净负荷峰值$\varphi_{2,i,\tau}$。

$$\varphi_{2,i,\tau}=\max_{j\in[T_\tau+1,T_\tau+T_f]}P_{L,i,j} \tag{33}$$

3）净负荷谷值$\varphi_{3,i,\tau}$。

$$\varphi_{3,i,\tau}=\min_{j\in[T_\tau+1,T_\tau+T_f]}P_{L,i,j} \tag{34}$$

净负荷峰值和净负荷谷值2个指标度量了第i子区域第τ周期净负荷的极值，表征了净负荷的电力特征。

4）净负荷最大上爬坡速率$\varphi_{4,i,\tau}$。

$$\varphi_{4,i,\tau}=\max_{j\in[T_\tau+2,T_\tau+T_f]}(P_{L,i,j}-P_{L,i,j-1}) \tag{35}$$

5）净负荷最大下爬坡速率$\varphi_{5,i,\tau}$。

$$\varphi_{5,i,\tau}=\max_{j\in[T_\tau+2,T_\tau+T_f]}(P_{L,i,j-1}-P_{L,i,j}) \tag{36}$$

净负荷最大上、下爬坡速率2个指标度量了第i子区域第τ周期净负荷的爬坡速率，表征了系统的灵活性要求。

6）净负荷最大连续a h上爬坡量$\varphi_{6,i,\tau}$。

$$\varphi_{6,i,\tau}=\max_{j\in[T_\tau+a+1,T_\tau+T_f]}\left(P_{L,i,j}-P_{L,i,j-a}\right) \tag{37}$$

7)净负荷最大连续a h下爬坡量$\varphi_{7,i,\tau}$。

$$\varphi_{7,i,\tau}=\max_{j\in[T_\tau+a+1,T_\tau+T_j]}\left(P_{\mathrm{L},i,j-a}-P_{\mathrm{L},i,j}\right) \tag{38}$$

净负荷最大连续a h上、下爬坡量2个指标度量了第i子区域第τ周期系统的持续爬坡需求。考查火电机组上调/下调容量、储能充放电能量容量提供的持续爬坡能力。

8)净负荷峰值时段形状系数$\varphi_{8,i,\tau}$。

$$\varphi_{8,i,\tau}=\frac{P_{\mathrm{L},i,\tau,\mathrm{top}\,b\%}-\varphi_{3,i,\tau}}{\varphi_{2,i,\tau}-\varphi_{3,i,\tau}} \tag{39}$$

式中:$P_{\mathrm{L},i,\tau,\mathrm{top}\,b\%}$为特征周期前$b$%净负荷平均值。

9)净负荷谷值时段形状系数$\varphi_{9,i,\tau}$。

$$\varphi_{9,i,\tau}=\frac{\varphi_{2,i,\tau}-P_{\mathrm{L},i,\tau,\mathrm{bottom}\,b\%}}{\varphi_{2,i,\tau}-\varphi_{3,i,\tau}} \tag{40}$$

式中:$P_{\mathrm{L},i,\tau,\mathrm{bottom}\,b\%}$为特征周期后$b$%净负荷平均值。

净负荷峰、谷值时段形状系数2个指标的定义考虑了高比例新能源子区域的净负荷为负值的情况,评估了净负荷在峰谷时段的曲线形状,趋近于1表明净负荷峰、谷值时段较为平缓。

对上述所定义指标的完备性进行分析:净负荷总电量为净负荷时序曲线的积分值和均值,与系统的功率平衡及储能能量约束相对应;净负荷峰谷值为时序曲线极值,与火电、储能的容量约束相对应;爬坡速率和连续爬坡量表征了时序曲线在不同时间尺度上的一阶变化率,爬坡速率与火电机组的爬坡速率约束相对应,连续爬坡量与火电机组和储能的可调容量约束以及储能能量容量约束相对应,两者共同反映了高比例新能源下系统的灵活性需求;形状系数表征了持续净负荷曲线极值附近b%分位点内净负荷与极值的相对大小,代表了极值附近的平坦度与持续时间。上述指标涵盖了净负荷时序曲线的关键信息。

2.2 源荷时序特征计算

考虑源荷不确定性,上述源荷时序特征均为服从一定概率分布的随机变量。特征的计算有2种方法:一是根据海量源荷时序曲线历史数据计算特征的概率分布;二是根据源荷确定性时序曲线边界,叠加源荷不确定性,生成海量场景以计算特征的概率分布。更多的确定性时序曲线可以刻画更多的平衡分析场景,平衡状态评估模型的扩展性更强。第2种方法过程为:

定义第i个子区域在t时段的源/荷确定性边界为$P_{\mathrm{fix},i,t}$,考虑源荷不确定性后的时序曲线边界为$P_{\mathrm{uf},i,t}$,对应于电力电量平衡模型中的$L_{i,t}$或$P_{\mathrm{renav},i,t}$,源荷场景分别进行生成。$P_{\mathrm{fix},i,t}$和$P_{\mathrm{uf},i,t}$两个变量的关系定义如下:

$$P_{\mathrm{uf},i,t}\sim N\left[P_{\mathrm{fix},i,t},(\xi P_{\mathrm{fix},i,t})^2\right] \tag{41}$$

式中:ξ为不确定性系数。式(41)表示$P_{\mathrm{uf},i,t}$服从以$P_{\mathrm{fix},i,t}$为均值,以$\xi P_{\mathrm{fix},i,t}$为标准差的高斯分布,源荷概率分布建模如图1所示。

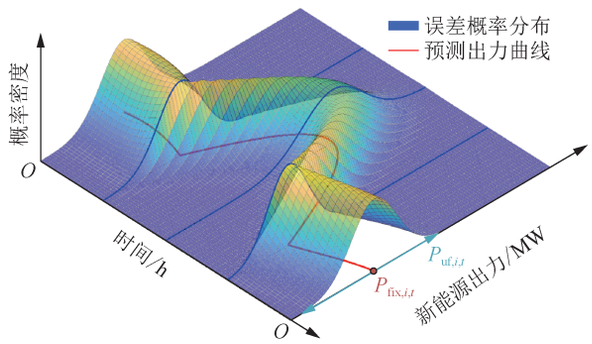


图1 源荷概率分布建模图

Fig. 1 Probability distribution modeling diagram of renewable energy and load

根据第i个子区域T个优化时段的源/荷不确定性分布生成源/荷时序曲线。对N个子区域重复操作分别得到新能源和负荷的N条曲线,组合为1个场景。将上述操作重复N_{S}次得到N_{S}个场景。计算每个场景的特征取值,基于核密度估计方法根据N_{S}个样本得到特征的概率分布。

考虑源/荷时序曲线的时序相关性,采用AR(1)自回归模型[26]进行场景生成。

$$z_t=\rho z_{t-1}+\sqrt{1-\rho^2}\,\varepsilon_t \tag{42}$$

式中:ρ为自相关系数;ε_t为服从标准正态分布的随机变量;z_t为在t时段服从标准正态分布的随机变量,且考虑了时序相关性。

$$\hat{P}_{\mathrm{uf},i,t}=P_{\mathrm{fix},i,t}+z_t\xi P_{\mathrm{fix},i,t} \tag{43}$$

式中:$\hat{P}_{\mathrm{uf},i,t}$等价于在$t$时段服从$N\left[P_{\mathrm{fix},i,t},(\xi P_{\mathrm{fix},i,t})^2\right]$分布的随机变量,同时考虑了时序特性。

对采样为负值的$\hat{P}_{\mathrm{uf},i,t}$进行修正:

$$P_{\mathrm{uf},i,t}=\max(\hat{P}_{\mathrm{uf},i,t},0) \tag{44}$$

得到各特征的N_{S}个样本后,基于核密度估计方法(kernel density estimation, KDE)[27]构建特征的概率分布。

$$\hat{f}_{\varphi_j}=\frac{1}{N_{\mathrm{S}}}\sum_{k=1}^{N_{\mathrm{S}}}\frac{1}{h_{\varphi_j}}K\left(\frac{\varphi_j-\varphi_{j,k}}{h_{\varphi_j}}\right) \tag{45}$$

式中:$\hat{f}_{\varphi_j}$为第j个特征φ_j的概率密度函数;$K(\cdot)$为核函数,选择高斯核函数;$\varphi_{j,k}$为φ_j的第k个样本取值;h_{φ_j}为相应的带宽,采用Silverman法则计算。

$$h_{\varphi_j}=0.9\cdot\min\left(\sigma_{\varphi_j},\frac{\kappa_{\varphi_j}^{\mathrm{IQR}}}{1.34}\right)\cdot N_{\mathrm{S}}^{-1/5} \tag{46}$$

式中:σ_{φ_j}为第j个特征φ_j的样本标准差;$\kappa_{\varphi_j}^{\mathrm{IQR}}$为$\varphi_j$样本的四分位距。

3　电力电量平衡主导影响因素辨识

基于全局灵敏度分析的电力电量平衡主导影响因素辨识采用蒙特卡罗模拟（Monte Carlo simulation，MCS）方法进行计算。为保证计算效率，需要训练平衡分析模型的代理模型，称之为“平衡状态评估模型”。特征间的相关性不利于代理模型的训练，Nataf变换可以将一组相关的、服从任意概率分布的随机变量转换为一组独立的标准正态分布随机变量，具有计算高效、通用性强等优点[28]，本质上是基于Gaussian Copula刻画随机变量间的相关性结构[29]，适用于变量间具有单调相关性的情况。本文所定义的源荷时序特征在物理上具有单调耦合性（分析见附录A中A.1节），适用于对特征及其概率分布的分析。

3.1　平衡状态评估模型

记源荷时序特征为$\boldsymbol{\varphi}=\left[\varphi_1,\varphi_2,\cdots,\varphi_n\right]^{\mathrm{T}}$为$n$维输入变量，计算输入变量的相关系数矩阵$\boldsymbol{C}_{\varphi}$，$\boldsymbol{C}_{\varphi}$的第$i$行第$j$列元素为$\rho_{\varphi_{i,j}}$[30]。

$$\rho_{\varphi_{i,j}}=\frac{\operatorname{cov}(\varphi_i,\varphi_j)}{\sigma_{\varphi_i}\sigma_{\varphi_j}} \tag{47}$$

式中：$\rho_{\varphi_{i,j}}$为φ_i与φ_j间的皮尔逊线性相关系数；$\operatorname{cov}(\cdot)$为协方差函数。基于概率分布变换，将$\boldsymbol{\varphi}$转化为服从标准正态分布的随机变量向量$\boldsymbol{Z}$。

$$z_j=\Phi^{-1}[\hat{F}_{\varphi_j}(\varphi_j)] \tag{48}$$

式中：$\hat{F}_{\varphi_j}(\cdot)$为由核密度估计得到的第$j$个特征$\varphi_j$的累计概率分布函数；$\Phi(\cdot)$为标准正态分布的累计概率分布函数；$\Phi^{-1}(\cdot)$为$\Phi(\cdot)$的逆函数；$z_j$为$\boldsymbol{Z}$的第$j$个元素。由已知的相关系数矩阵$\boldsymbol{C}_{\varphi}$计算$\boldsymbol{Z}$的相关系数矩阵$\boldsymbol{C}_Z$。转换公式为[31]：

$$\rho_{\varphi_{i,j}}=\int_{-\infty}^{\infty}\int_{-\infty}^{\infty}\left(\frac{\varphi_i-\mu_{\varphi_i}}{\sigma_{\varphi_i}}\right)\left(\frac{\varphi_j-\mu_{\varphi_j}}{\sigma_{\varphi_j}}\right)\phi_2\left(z_i,z_j,\rho_{Z_{i,j}}\right)\mathrm{d}z_i\mathrm{d}z_j \tag{49}$$

式中：μ_{φ_i}为φ_i的均值；$\phi_2(\cdot)$为二元标准正态概率密度函数；$\rho_{Z_{i,j}}$为待计算的$\boldsymbol{C}_Z$的第i行第j列元素。

将向量$\boldsymbol{Z}$转化为独立的服从标准正态分布的随机变量向量$\boldsymbol{U}$。

$$\boldsymbol{U}=\boldsymbol{L}^{-1}\boldsymbol{Z} \tag{50}$$

式中：$\boldsymbol{L}$为$\boldsymbol{C}_Z$的Cholesky分解下三角矩阵，满足$\boldsymbol{C}_Z=\boldsymbol{L}\boldsymbol{L}^{\mathrm{T}}$；$\boldsymbol{U}$为转化后的数据驱动模型的输入变量向量。

在数据驱动模型的选择方面，方法一是基于显式基函数构建解析的代理模型，以多项式混沌展开（polynomial chaos expansion，PCE）为代表，该方法使用一组正交多项式拟合优化问题的输入-输出函数关系，具有可解释性强等优势，适用于电力系统不确定性分析[32]，同时Nataf变换为PCE模型提供了相互独立且服从标准正态分布的标准输入变量。但是对于本文负荷缺口等指标，需要考虑指标取值大于0的限制，不适合采用平滑的多项式进行拟合。方法二是基于神经网络的非参数化模型，以反向传播（back propagation，BP）神经网络为代表，具有强非线性拟合能力[33]，适用于拟合源荷时序特征对平衡指标的多元耦合映射关系，本文采用BP神经网络模型。数学形式为[34]：

$$I_i=\boldsymbol{W}^{[L-1]}\sigma\circ\left[\cdots+\boldsymbol{W}^{[1]}\sigma\circ\left(\boldsymbol{W}^{[0]}\boldsymbol{U}+\boldsymbol{b}^{[0]}\right)+\boldsymbol{b}^{[1]}+\cdots\right]+\boldsymbol{b}^{[L-1]} \tag{51}$$

式中：$\boldsymbol{W}^{[j]}$、$\boldsymbol{b}^{[j]}$分别为第j层的权重矩阵和偏置向量；σ为激活函数；符号“$\circ$”表示关于元素的运算；I_i为第i个系统平衡指标；“$\cdots$”代表多层神经网络的逐层嵌套前向传播，省略中间隐藏层的计算过程。输入层为n维，输出层为1维，隐藏层的层数和维度可以根据模型训练精度和效率进行调整。

基于平衡状态评估模型高效计算MCS样本对应的平衡指标，基于KDE得到概率化平衡指标，表征了源荷时序特征对平衡指标的耦合映射关系。

根据Kullback-Leibler（KL）散度[35]对平衡状态评估模型进行检验。通过衡量评估模型与优化计算得到的平衡指标概率分布的差异，检验评估模型的精度。

$$D_{\mathrm{KL}}(f_{I_i}\|\hat{f}_{I_i})=\int_{-\infty}^{\infty}f_{I_i}(I_i)\log\frac{f_{I_i}(I_i)}{\hat{f}_{I_i}(I_i)}\mathrm{d}I_i \tag{52}$$

式中：f_{I_i}为基于蒙特卡罗模拟与KDE得到的平衡指标概率分布；$\hat{f}_{I_i}$为基于评估模型与KDE得到的平衡指标概率分布；$D_{\mathrm{KL}}(f_{I_i}\|\hat{f}_{I_i})$为用分布$\hat{f}_{I_i}$来近似$f_{I_i}$时所损失的信息量，当$D_{\mathrm{KL}}<0.1$时，可认为2个概率分布基本一致，评估模型是准确的。基于相对误差δ_i对平衡状态评估模型进行进一步检验。由于负荷缺口、新能源弃电量、备用缺口指标真实值取值可能为0，因此δ_i设置为归一化平均绝对误差（normalized mean absolute error，nMAE），以实际值的最大值为参考计算相对误差[36]。其他指标采用平均绝对百分比误差（mean absolute percentage error，MAPE）计算相对误差。当$\delta_i<0.1$时，可认为评估模型是准确的。

本文构建的平衡状态评估模型，其优势在于：一是以源荷时序特征作为分析对象，考虑了时序耦合特征；二是模型不受限于特定的时段，具有良好的扩展性；三是围绕特征进行分析，大幅降低了时序曲线的分析维度，提高了分析效率。

3.2 主导影响因素辨识方法

Sobol灵敏度分析是基于方差的灵敏度分析方法，是一种全局灵敏度，可以反映特征在整个定义域上的影响，具有理论分析优势。2个Sobol灵敏度指标定义[37]为：

$$S_{I_i,\varphi_j}=\frac{V[E(I_i|\varphi_j)]}{V(I_i)} \tag{53}$$

$$S_{\mathrm{T}I_i,\varphi_j}=\frac{V(I_i)-V[E(I_i|\boldsymbol{\varphi}_{\sim j})]}{V(I_i)} \tag{54}$$

式中：S_{I_i,φ_j}、$S_{\mathrm{T}I_i,\varphi_j}$分别为第$j$个特征$\varphi_j$关于第$i$个平衡指标$I_i$的一阶灵敏度指标、总灵敏度指标；$V(I_i)$为平衡指标$I_i$的方差。

当输入变量间无相关性，一阶灵敏度指数表示单个特征贡献的主效应；总灵敏度指数表示该特征单独作用以及与其他特征交互作用贡献的主效应与交互效应之和。本文输入特征间具有相关性，需要采用Kucherenko方法[38]进行计算。由于相关性的影响，一阶灵敏度指数S_{I_i,φ_j}表示由于固定特征φ_j且$\boldsymbol{\varphi}_{\sim j}$跟随$\varphi_j$变化时平衡指标$I_i$方差的预期减少量，$S_{I_i,\varphi_j}$中包含了$\varphi_j$对$I_i$的直接作用以及通过影响$\boldsymbol{\varphi}_{\sim j}$而影响$I_i$的间接作用。总灵敏度指数$S_{\mathrm{T}I_i,\varphi_j}$表示固定$\boldsymbol{\varphi}_{\sim j}$且$\varphi_j$跟随$\boldsymbol{\varphi}_{\sim j}$变化时仍必须由$\varphi_j$贡献的$I_i$方差，$S_{\mathrm{T}I_i,\varphi_j}$包含了$\varphi_j$对$I_i$方差的独立贡献以及与$\boldsymbol{\varphi}_{\sim j}$的交互作用。Kucherenko方法核心为计算$V[E(I_i|\varphi_j)]$和$V[E(I_i|\boldsymbol{\varphi}_{\sim j})]$的双重蒙特卡罗循环。

为计算$V[E(I_i|\varphi_j)]$，首先对φ_j进行外层随机采样，得到N_o个样本；然后在第k个样本$\varphi_{j,k}$下，依据相关性结构，对其他变量$\boldsymbol{\varphi}_{\sim j}$进行内层条件采样，得到$N_i$个样本，计算$N_i$个样本的输出的均值，得到$E(I_i|\varphi_{j,k})$；对$N_o$个$E(I_i|\varphi_{j,k})$计算方差，得到$V[E(I_i|\varphi_j)]$。$V[E(I_i|\boldsymbol{\varphi}_{\sim j})]$的计算同理。但是由于输入变量$\boldsymbol{\varphi}$的概率分布由KDE得到，分布形式复杂，在$\boldsymbol{\varphi}$空间进行相关性采样太过复杂。而$\boldsymbol{Z}$变量空间由$\boldsymbol{\varphi}$经概率变换得到，$z_j$与$\varphi_j$的取值一一对应，$\boldsymbol{\varphi}$的相关性$\boldsymbol{\rho}_{\varphi}$被转化为$\boldsymbol{Z}$的相关性$\boldsymbol{\rho}_Z$。$\boldsymbol{Z}$的每个元素均服从标准正态分布，可以将$\boldsymbol{\varphi}$的相关性转化为$\boldsymbol{Z}$的多元正态分布的协方差矩阵$\boldsymbol{\rho}_Z$，实现高效采样。

已知z_j的条件下，对$\boldsymbol{z}_{\sim j}$进行条件采样。首先对协方差矩阵$\boldsymbol{\rho}_Z$进行分块：

$$\boldsymbol{\rho}_Z=\begin{bmatrix}\rho_{z_j,z_j} & \boldsymbol{\rho}_{z_j,\boldsymbol{z}_{\sim j}}\\ \boldsymbol{\rho}_{\boldsymbol{z}_{\sim j},z_j} & \boldsymbol{\rho}_{\boldsymbol{z}_{\sim j},\boldsymbol{z}_{\sim j}}\end{bmatrix} \tag{55}$$

$\boldsymbol{z}_{\sim j}$的条件均值$\boldsymbol{\mu}_{\boldsymbol{z}_{\sim j}|z_j}$与条件协方差矩阵$\boldsymbol{\rho}_{\boldsymbol{z}_{\sim j}|z_j}$为：

$$\boldsymbol{\mu}_{\boldsymbol{z}_{\sim j}|z_j}=\boldsymbol{\mu}_{\boldsymbol{z}_{\sim j}}+\boldsymbol{\rho}_{\boldsymbol{z}_{\sim j},z_j}\rho_{z_j,z_j}^{-1}(z_j-\mu_{z_j}) \tag{56}$$

$$\boldsymbol{\rho}_{\boldsymbol{z}_{\sim j}|z_j}=\boldsymbol{\rho}_{\boldsymbol{z}_{\sim j},\boldsymbol{z}_{\sim j}}-\boldsymbol{\rho}_{\boldsymbol{z}_{\sim j},z_j}\rho_{z_j,z_j}^{-1}\boldsymbol{\rho}_{z_j,\boldsymbol{z}_{\sim j}} \tag{57}$$

由于$\boldsymbol{Z}$的每个元素均服从标准正态分布，因此$\boldsymbol{\mu}_{\boldsymbol{z}_{\sim j}}=\boldsymbol{0}$，$\mu_{z_j}=0$。

$\boldsymbol{z}_{\sim j}$的条件样本为：

$$\boldsymbol{z}_{\sim j}=\boldsymbol{\mu}_{\boldsymbol{z}_{\sim j}|z_j}+\boldsymbol{L}_{\boldsymbol{z}_{\sim j}}\boldsymbol{\xi} \tag{58}$$

式中：$\boldsymbol{L}_{\boldsymbol{z}_{\sim j}}$为$\boldsymbol{\rho}_{\boldsymbol{z}_{\sim j}|z_j}$经Cholesky分解得到的下三角矩阵；$\boldsymbol{\xi}\in\mathbb{R}^{(n-1)\times N_i}$，$\boldsymbol{\xi}$中的每个元素均由标准正态分布独立采样得到。

已知$\boldsymbol{z}_{\sim j}$的条件下，对z_j进行条件采样的原理同上。基于条件采样样本，可以计算$V[E(I_i|z_j)]$与$V[E(I_i|\boldsymbol{z}_{\sim j})]$，基于$\boldsymbol{Z}$与$\boldsymbol{\varphi}$的变换关系，等价于计算了$V[E(I_i|\varphi_j)]$与$V[E(I_i|\boldsymbol{\varphi}_{\sim j})]$，进而可以计算Sobol灵敏度指标。电力电量平衡主导影响因素辨识方法流程如图2所示。

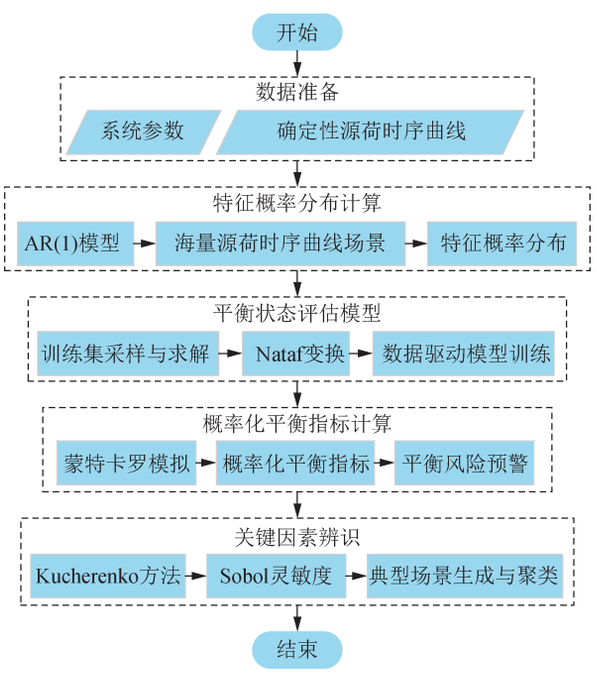


图2 主导影响因素辨识方法流程

Fig. 2 Flowchart of dominant influencing factors identification method

3.3 平衡分析典型场景提取

电力电量平衡关键因素辨识方法得到的Sobol灵敏度，可用于支撑平衡分析典型场景提取。考虑不同特征对电力电量平衡的差异化影响，基于源荷时序特征的K-means聚类算法，场景间的欧氏距离$D(\cdot)$计算公式为：

$$D(s_i,s_j)=\sqrt{\sum_{k=1}^{n}\omega_k(\tilde{\varphi}_{k,i}-\tilde{\varphi}_{k,j})^2} \tag{59}$$

式中：s_i、s_j分别为第i、j个场景；$\tilde{\varphi}_{k,i}$、$\tilde{\varphi}_{k,j}$分别为第i、j个场景的第k个特征取值并进行标准化转换；ω_k为第k个特征的权重。ω_k的计算式为：

$$\omega_k = \frac{\sum_{j=1}^{n_I} \rho_j W_{I_j,\varphi_k}}{\sum_{k'=1}^{n} \sum_{j=1}^{n_I} \rho_j W_{I_j,\varphi_{k'}}} \tag{60}$$

$$W_{I_j,\varphi_k} = \frac{S_{I_j,\varphi_k} + S_{\mathrm{T}I_j,\varphi_k}}{\sum_{k=1}^{n} (S_{I_j,\varphi_k} + S_{\mathrm{T}I_j,\varphi_k})} \tag{61}$$

式中：W_{I_j,φ_k}为特征φ_k对于平衡指标I_j的权重，结合φ_k关于I_j的一阶灵敏度指数和总灵敏度指数进行定义，综合考虑了φ_k对I_j的独立作用、与其他变量相关性的间接作用以及交互作用；ρ_j为指标I_j的权重，代表生成典型场景时I_j的关注程度。

基于K-means聚类算法的典型场景提取方法，其目的在于用少量典型场景代表海量场景，即系统在少量典型场景上的结果是否与海量场景上的结果一致。对于本文概率化平衡指标，可采用Kolmogorov-Smirnov检验（K-S检验）[39]以及期望、方差等统计量比较典型场景与聚合前场景平衡分析结果概率分布的差异。两者差异越小，则典型场景的代表性越强，聚合效果越好。K-S检验公式为：

$$D_{\mathrm{KS}}(F_{I_j}, \hat{F}_{I_j}) = \max_{I_j} \left| F_{I_j} - \hat{F}_{I_j} \right| \tag{62}$$

式中：F_{I_j}、$\hat{F}_{I_j}$分别为基于聚合前场景、典型场景平衡分析结果得到的I_j的累积概率分布；$D_{\mathrm{KS}}(\cdot)$为F_{I_j}与$\hat{F}_{I_j}$的K-S距离。

4　算例分析

4.1　算例参数

现有研究根据省级电网的实际网架结构和断面约束，将电网划分为3个左右的子区域[40-42]。以某省级电网为例进行算例分析，系统拓扑如图3所示，根据关键潮流断面将电网分为3个子区域。系统各类型资源的装机容量如表1所示。

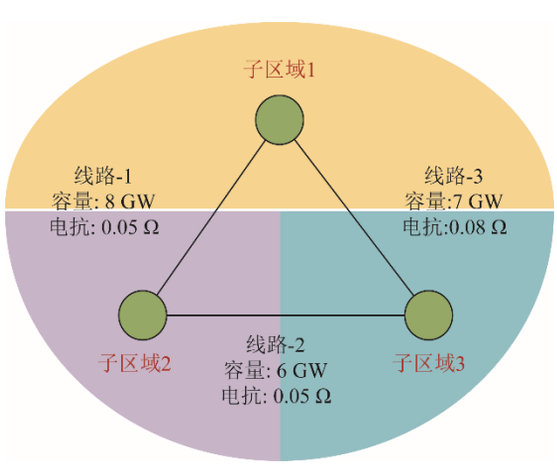


图3　系统拓扑

Fig. 3　System topology

表1　系统各类型资源容量

Table 1　System resource capacities of various types

子区域	火电机组容量/GW	新能源机组容量/GW	储能功率容量/GW	储能能量容量/GWh
1	24	4.5	2	4
2	15	30.0	1	2
3	18	22.5	5	20

4.2　确定性边界平衡分析

算例优化周期为1周，共168个优化时段，特征周期也为1周。特征周期为1月的情况在附录A中A.2节进行了验证。以确定性源荷时序曲线为基准场景，系统平衡结论如图4所示，具体结果为：系统的火电机组能量成本为3.98×10^8美元，启停成本为2.99×10^6美元。总切负荷电量34 263 MWh，其中子区域3切负荷占比89.98%，子区域1占比10.02%。新能源总弃电量101 941 MWh，全部为子区域2的新能源弃电。上备用缺口为34 042 MWh，下备用缺口为0。根据基准场景下的平衡结论可知，子区域2面临新能源消纳困难，子区域3处于缺电状态。

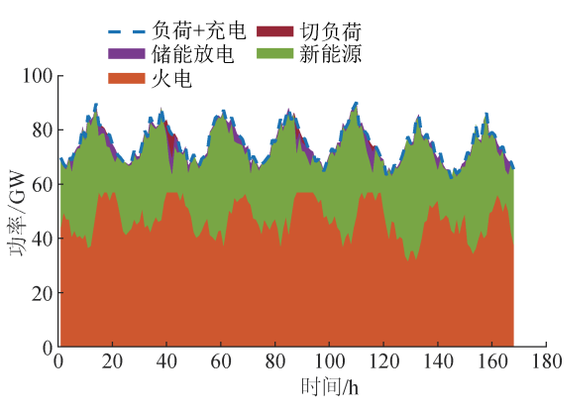


图4　基准场景下平衡结果

Fig. 4　Balance results under the baseline scenario

4.3　源荷时序特征概率分布

根据本文提出的基于AR(1)自回归模型的海量场景生成方法，生成10 000个源荷时序出力场景，计算场景对应的特征取值。其中，特征6、特征7定义为净负荷最大连续3 h上爬坡量、下爬坡量。以子区域1为例，选取若干具有代表性的特征，概率分布如图5所示。其中，子区域1净负荷峰值呈现右尾特性，净负荷最大上爬坡速率呈现右尾特性。

4.4　平衡状态评估模型精度验证

系统共有3个子区域，优化周期与特征周期为1周，共27个特征。随机选取2000个场景样本进行优化计算，得到平衡指标的样本值，作为训练集代入模型中进行训练。随机选取5000个场景样本作为测试

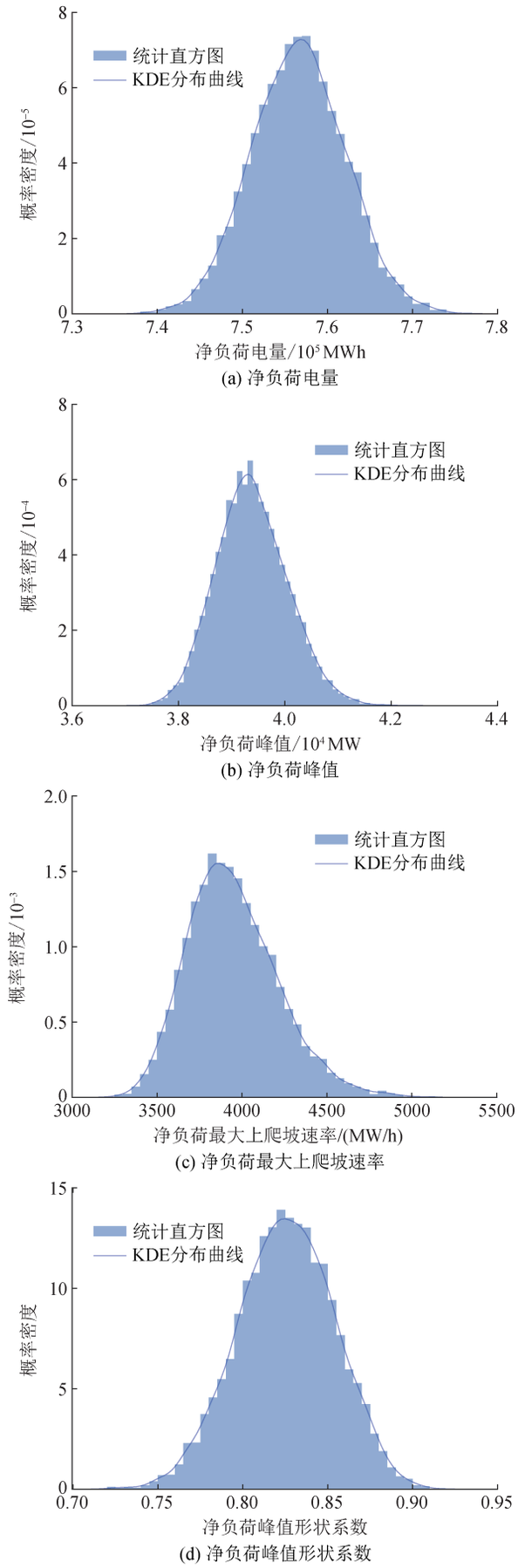


图5 特征概率分布

Fig. 5 Probability distribution of characteristics

集，对模型的精度进行检验。反向传播神经网络模型共有27个输入变量。设置BP模型隐藏层层数为1层，神经元个数作为超参数，基于模型在测试集上的KL散度、均方根误差(root mean square error，RMSE)、平均绝对误差(mean absolute error，MAE)进行比较与选择。基于BP模型与蒙特卡罗模拟得到的系统平衡指标概率分布如图6所示，6个模型的隐藏层神经元个数分别为[30，20，30，30，30，20]。

以蒙特卡罗模拟计算得到的系统平衡指标概率分布作为准确分布，KL散度$D_{\mathrm{KL}}(f_i\|\hat{f}_i)$最大为0.091，小于0.1。相对误差$\delta_i$最大值为0.076，小于0.1。验证了本文构建的平衡状态评估模型的精度，可以高效计算系统的概率化平衡指标。

各平衡指标的期望与标准差计算结果见表2。电力供应裕度小于1，表明系统存在净负荷峰值的电力供应不足。

4.5 主导影响因素辨识

根据本文提出的电力电量平衡主导影响因素辨识方法，采用式(61)计算特征对指标的权重W_{I_j,φ_k}，考虑了φ_k对I_j的独立作用、与其他变量相关性的间接作用以及交互作用。辨识结果如图7所示。图中，输入特征的序号定义为：第一个数字代表子区域，第二个数字代表特征编号，顺序与2.1节定义一致。以$W_{I_j,\varphi_k}\geqslant 0.1$为主导影响因素。

负荷缺口的主导影响因素为子区域1净负荷电量(特征权重为0.225)、子区域2净负荷峰值(0.167)及子区域1净负荷峰值(0.100)。基准场景下负荷缺口主要来源于子区域1，子区域1作为系统的负荷中心，其净负荷电量决定了子区域1的火电出力水平以及联络线利用率。当净负荷电量增加，火电调节容量降低，联络线可用传输容量降低，易引发负荷缺口。子区域2为风电中心，为电能送端，其净负荷峰值反映了子区域2新能源出力低且本地负荷高的极端情况，此时子区域2对其他区域负荷的支撑能力弱，易引发负荷缺口。

新能源弃电量的主导影响因素为子区域2净负荷电量(0.313)、子区域2净负荷谷值(0.140)。基准场景下新能源弃电量集中于子区域2，子区域2净负荷电量代表了本地负荷对新能源电量的消纳能力，联络线1-2和2-3频繁触及传输容量上限，导致新能源电量无法送出，依赖于本地消纳。子区域净负荷谷值代表了新能源出力高且本地负荷低的极端情况，易引发新能源弃电。其他平衡指标的主导影响因素分析见附录A中A.3节。

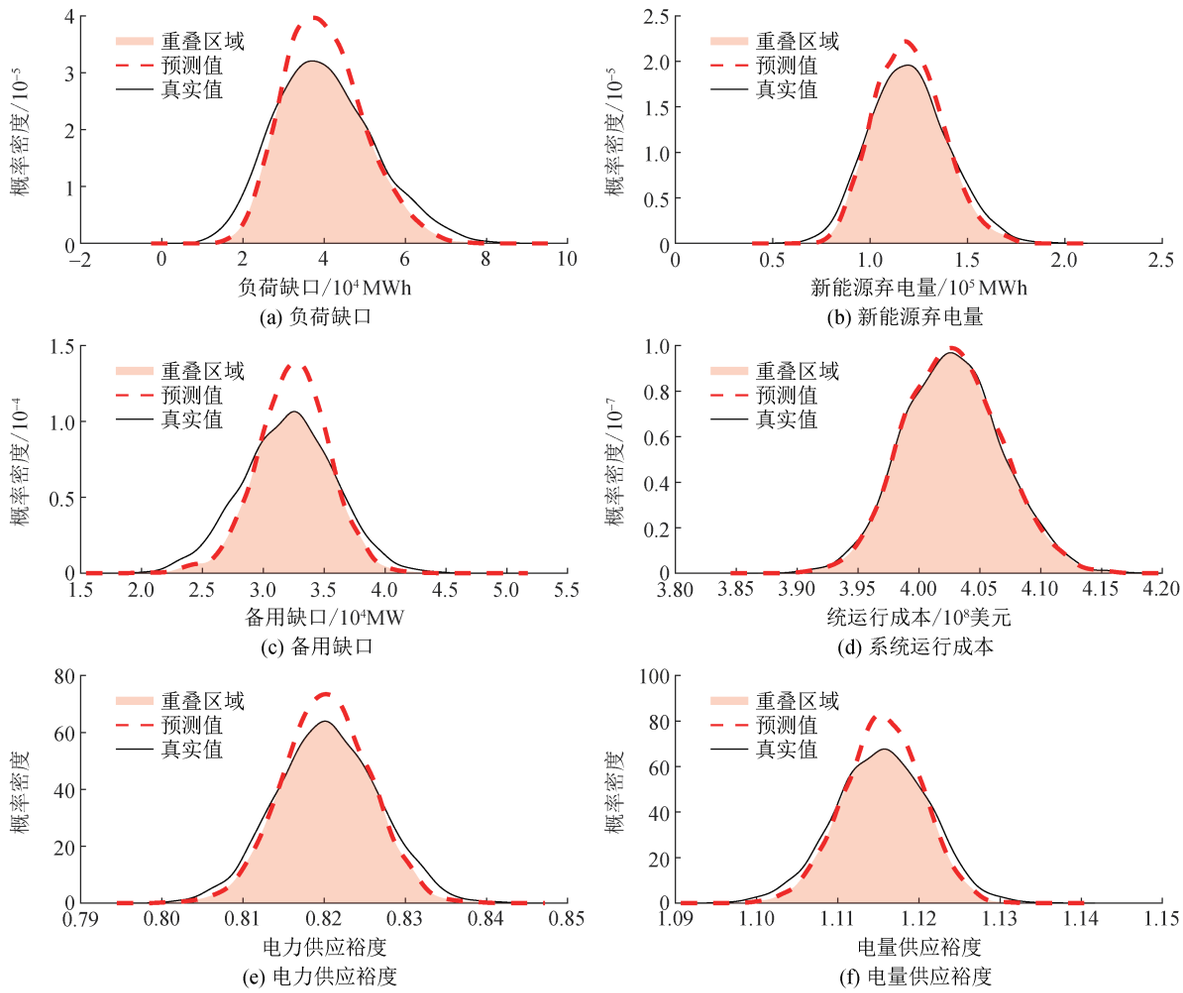


图 6　平衡指标概率分布

Fig. 6　Probability distribution of balance indices

表 2　平衡指标统计特征

Table 2　Balance indices statistical characteristics

平衡指标	期望		标准差	
	MCS	BP模型	MCS	BP模型
1	40 183	40 036	12 213	9667
2	119 921	119 878	19 944	17 177
3	32 069	32 443	3809	2961
4	402 756 691	402 770 514	4 036 867	3 908 594
5	0.820 4	0.820 3	0.006 2	0.005 4
6	1.115 5	1.115 5	0.005 7	0.004 8

4.6　平衡分析典型场景提取

主导影响因素辨识结果可为平衡分析典型场景提取提供技术支撑。使用*K*-means聚类算法对测试集5000个场景进行聚类，提取为10个典型场景。比较平均权重方法与主导影响因素辨识方法下典型场景的代表性，所得结果如图8所示。

以负荷缺口为例，针对该指标提取典型场景，各指标权重ρ_j设置为1/6，不考虑人为设置ρ_j的影响。K-S距离计算结果：主导影响因素辨识权重方法K-S距离为0.239，典型场景负荷缺口均值为39 950 MWh，与表2数据对比，相对误差为0.58%。平均权重方法K-S距离为0.352，典型场景负荷缺口均值为36 840 MWh，相对误差为8.32%。进一步地，与主成分分析加*K*-means聚类方法进行对比，实现方法见附录A中A.4节。基于主成分分析加*K*-means聚类方法K-S距离为0.329，典型场景负荷缺口均值为37 504 MWh，相对误差为6.67%。上述结果证明：基于主导影响因素辨识权重的典型场景与聚合前场景的K-S距离相比于平均权重降低了32.16%，相比于主成分分析加*K*-means聚类方法，K-S距离下降了27.33%。平衡结论更一致，典型场景代表性更强，聚合效果更好，证明了本文方法的有效性。同时，可以对不同的平衡指标设置不同的指标权重ρ_j，聚合不同的典型场景，针对性和灵活性更强。

本文提出的基于源荷时序特征的方法相比于主成分分析等传统降维方法具有以下优势：

一是特征方法可实现电力电量平衡分析内在物

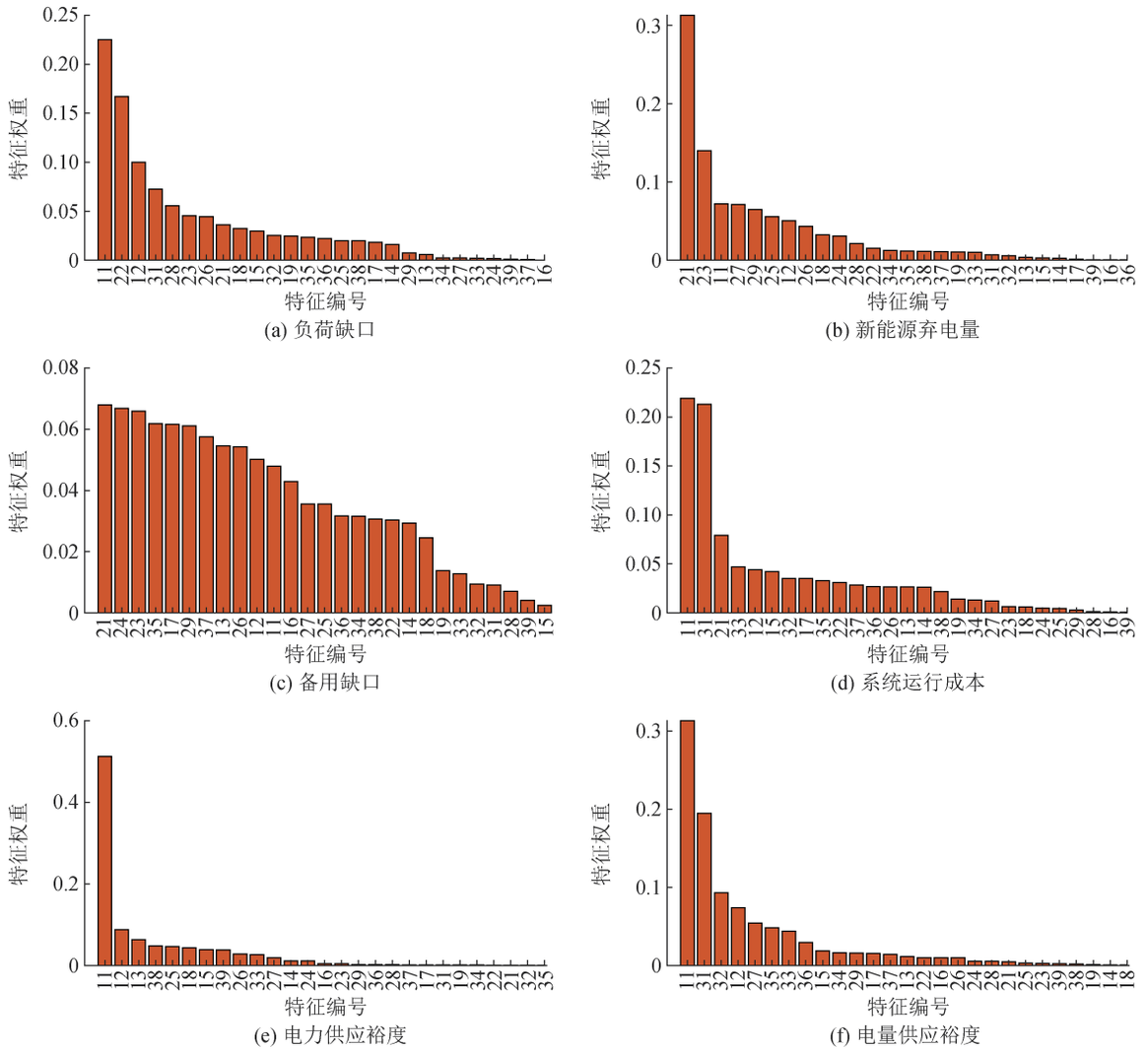


图7 主导影响因素辨识结果(周特征周期)

Fig. 7 Dominant influencing factors identification results (weekly characteristic period)

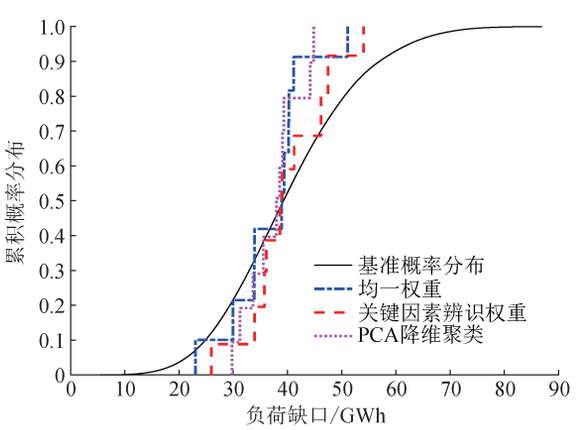


图8 典型场景聚合方法对比(周特征周期)

Fig. 8 Comparison of typical scenario clustering methods (weekly characteristic period)

理机理的映射。首先,特征本身与平衡分析的电力电量约束以及平衡极端场景相对应。并且,源荷时序特征对电力电量平衡的影响程度是基于特征到平衡指标的耦合映射关系得到,与平衡结论直接相连。而PCA等方法是对时序曲线进行线性变换以保留原始数据的方差,但是方差难以代表剧烈爬坡、负荷峰谷等影响平衡的极端时段。

二是特征方法分析结果的可解释性强。PCA等方法提取的主成分是原始时序点的加权组合,难以解释其物理含义。而特征方法通过辨识影响电力电量平衡的主导因素,解释了源荷时序曲线对平衡的影响机理,可以帮助调度人员进行平衡策略的调整。

5 结 论

针对电力电量平衡场景生成中源荷不确定性因素关键信息提取问题,本文提出了基于时序降维的电力电量平衡主导影响因素辨识方法,以精准辨识影响平衡结论的关键源荷特征,提升平衡场景对真实源荷波动的代表性。首先,构建了电力电量平衡分析模型,定义了可靠性、低碳性、灵活性、经济性等方面的平衡指标;然后,创新性地提出基于源荷时序

特征对源荷时序曲线进行降维分析，构建了结合Nataf变换与数据驱动的电力电量平衡状态评估模型，兼顾计算精度与分析效率；最后，提出了基于全局灵敏度分析的电力电量平衡主导影响因素辨识方法。根据算例分析，相较于主成分分析场景聚合，所提方法在Kolmogorov-Smirnov距离度量下的计算误差降低27.33%，验证了所提方法的有效性。未来将探索电力电量平衡主导因素辨识方法在平衡调整策略的差异化作用机理分析、平衡调整策略制定等方面的应用，从灵敏度的角度指导电力电量平衡。

利益冲突声明（Conflict of Interests）：

所有作者声明不存在利益冲突。

作者贡献声明（Authors' Contributions）：

姜店丰设计研究方案，实施研究过程；姚颖蓓进行文献调研与整理，设计论文框架，参与撰写论文；谭振飞设计研究思路，提出研究方向；严正修订论文，审核论文。所有作者均阅读并同意了论文终稿内容。

6　参考文献

[1] 舒印彪，陈国平，贺静波，等. 构建以新能源为主体的新型电力系统框架研究[J]. 中国工程科学，2021，23(6)：61-69.
Shu Yinbiao，Chen Guoping，He Jingbo，et al. Building a new electric power system based on new energy sources [J]. Strategic Study of CAE，2021，23(6)：61-69.

[2] 陈景文，单茜，刘耀先，等. 面向电力市场的用户侧电力电量预测综述[J]. 电网与清洁能源，2024，40(2)：10-20.
Chen Jingwen，Shan Xi，Liu Yaoxian，et al. A review of user-side power and energy forecasting for electricity market [J]. Power System and Clean Energy，2024，40(2)：10-20.

[3] 刘映尚，马骞，王子强，等. 新型电力系统电力电量平衡调度问题的思考[J]. 中国电机工程学报，2023，43(5)：1694-1705.
Liu Yingshang，Ma Qian，Wang Ziqiang，et al. Cogitation on power and electricity balance dispatching in new power system [J]. Proceedings of the CSEE，2023，43(5)：1694-1705.

[4] 陈典，陆润钊，张松涛，等. 新型电力系统电力电量平衡计算分析技术综述[J]. 电网技术，2023，47(10)：3952-3970.
Chen Dian，Lu Runzhao，Zhang Songtao，et al. Review of new power system power balance calculation and analysis techniques[J]. Power System Technology，2023，47(10)：3952-3970.

[5] 李程昊，张佳伟，姚德贵，等. 含复杂电源结构省级电力系统电力电量平衡方法[J]. 高电压技术，2024，50(3)：1100-1110.
Li Chenghao，Zhang Jiawei，Yao Degui，et al. Power balance method of provincial power system with complex generation structure [J]. High Voltage Engineering，2024，50(3)：1100-1110.

[6] 黄河，王建学，肖云鹏，等. 新型电力系统电力电量平衡分析关键技术与研究框架[J]. 电力建设，2024，45(9)：1-12.
Huang He，Wang Jianxue，Xiao Yunpeng，et al. Key technologies and research framework for the power and energy balance analysis in new-type power systems[J]. Electric Power Construction，2024，45(9)：1-12.

[7] 张智刚，康重庆. 碳中和目标下构建新型电力系统的挑战与展望[J]. 中国电机工程学报，2022，42(8)：2806-2819.
Zhang Zhigang，Kang Chongqing. Challenges and prospects for constructing the new-type power system towards a carbon neutrality future[J]. Proceedings of the CSEE，2022，42(8)：2806-2819.

[8] 魏利屾，艾小猛，方家琨，等. 面向新型电力系统的时序生产模拟应用与求解技术综述[J]. 电力系统自动化，2024，48(6)：170-184.
Wei Lishen，Ai Xiaomeng，Fang Jiakun，et al. Review on applications and solving techniques of time-series production simulation for new power system [J]. Automation of Electric Power Systems，2024，48(6)：170-184.

[9] 金昱烨，方家琨，艾小猛，等. 含季节性氢储能的电力系统跨尺度全年时序生产模拟方法[J]. 电力系统自动化，2025，49(14)：120-129.
Jin Yuye，Fang Jiakun，Ai Xiaomeng，et al. Cross-time-scale annual chronological production simulation method for power system with seasonal hydrogen energy storage [J]. Automation of Electric Power Systems，2025，49(14)：120-129.

[10] 赵琮皓，周俊，李健，等. 计及源-网-荷-储灵活调节资源的新能源合理利用率评估方法[J]. 电网技术，2025，49(11)：4466-4476.
Zhao Conghao，Zhou Jun，Li Jian，et al. Evaluation method for rational utilization rate of renewable energy considering flexible adjustment of source-network-load-storage [J]. Power System Technology，2025，49(11)：4466-4476.

[11] Wang S R. The time-series production simulation in cost management of new energy grid connection under the Internet of Things[J]. IEEE Access，2024，12：32369-32380.

[12] 邵成成，冯陈佳，王雅楠，等. 含大规模清洁能源电力系统的多时间尺度生产模拟[J]. 中国电机工程学报，2020，40(19)：6103-6112.
Shao Chengcheng，Feng Chenjia，Wang Yanan，et al. Multiple time-scale production simulation of power system with large-scale renewable energy[J]. Proceedings of the CSEE，2020，40(19)：6103-6112.

[13] 丁坤，陈博洋，秦建茹，等. 大规模新能源集群接入弱电网的消纳能力评估方法[J]. 电力建设，2023，44(11)：86-94.
Ding Kun，Chen Boyang，Qin Jianru，et al. Evaluation method of consumption ability of new large scale energy clusters connected to weak grids [J]. Electric Power Construction，2023，44(11)：86-94.

[14] 黄越辉，卢慧，李建华，等. 新能源极端出力特性及典型电力电量平衡场景研究[J]. 电网与清洁能源，2024，40(2)：1-9.
Huang Yuehui，Lu Hui，Li Jianhua，et al. A study on the characteristics of renewable energy extreme output and typical power and energy balancing scenarios for new type power systems [J]. Power System and Clean Energy，2024，40(2)：1-9.

[15] 黄程浩，邢海军，郑真，等. 面向配电网韧性提升的光储充一体化电站优化配置方法[J]. 浙江电力，2026，45(2)：103-116.

Huang Chenghao, Xing Haijun, Zheng Zhen, et al. An optimal configuration method for integrated PV-storage-charging stations to enhance distribution network resilience [J]. Zhejiang Electric Power, 2026, 45(2): 103-116.

[16] 彭竹弈, 宋杉, 许偲轩, 等. 基于时序运行模拟的新能源电力系统典型场景生成方法[J]. 浙江电力, 2025, 44(5): 66-75.
Peng Zhuyi, Song Shan, Xu Sixuan, et al. A typical scenario generation method for renewable energy power systems based on time-sequenced operational simulations [J]. Zhejiang Electric Power, 2025, 44(5): 66-75.

[17] 艾欣, 杨子豪, 胡寰宇, 等. 基于改进k-means算法的VPP负荷曲线聚类方法及应用[J]. 电力建设, 2020, 41(5): 28-36.
Ai Xin, Yang Zihao, Hu Huanyu, et al. A load curve clustering method based on improved k-means algorithm for virtual power plant and its application [J]. Electric Power Construction, 2020, 41(5): 28-36.

[18] 邹金, 卢斯煜, 卓映君, 等. 基于多场景时序运行模拟的电力电量平衡评估方法[J]. 电力系统自动化, 2025, 49(23): 139-148.
Zou Jin, Lu Siyu, Zhuo Yingjun, et al. Evaluation method of electric power and energy balance based on multi-scenario time-series operation simulation [J]. Automation of Electric Power Systems, 2025, 49(23): 139-148.

[19] 李宛洳, 郭瑾程, 王建学, 等. 新型电力系统电力电量平衡概率性分析实用方法研究[J]. 电力建设, 2025, 46(9): 1-12.
Li Wanru, Guo Jincheng, Wang Jianxue, et al. A practical method for probabilistic analysis of electric power and energy balance of new power system[J]. Electric Power Construction, 2025, 46(9): 1-12.

[20] 俞力珉, 王彦虹, 赵紫恒, 等. 面向多维风光发电随机性的电力系统负荷裕度全局灵敏度分析[J/OL]. 上海交通大学学报, 2025-08-25. https://doi.org/10.16183/j.cnki.jsjtu.2025.037.
Yu Limin, Wang Yanhong, Zhao Ziheng, et al. Global sensitivity analysis for load margin in power system considering randomness of multi-dimensional wind and photovoltaic power generation[J/OL]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2025-08-25. https://doi.org/10.16183/j.cnki.jsjtu.2025.037.

[21] 林星宇. 电力系统概率最大输电能力全局-区域综合灵敏度分析及其应用研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2024.
Lin Xingyu. Research on conjoint global-regional sensitivity analysis of probabilistic total transfer capability and its application in power systems[D]. Chongqing: Chongqing University, 2024.

[22] Zhang J, Fu K X, Huang W Z, et al. Efficient probabilistic evaluation and sensitivity analysis of load supply capability for renewable-energy-based power systems [J]. Applied Sciences, 2025, 15(9): 5169.

[23] Nicoli M, Borgonovo E, Di Cosmo V, et al. A framework for global sensitivity analysis in long-term energy systems planning using optimal transport[J]. Energy, 2025, 338: 138788.

[24] Yliruka M, Moret S, Shah N. Detail or uncertainty? Applying global sensitivity analysis to strike a balance in energy system models [J]. Computers & Chemical Engineering, 2023, 177: 108287.

[25] Shen Z Q, Wei W, Wu D M, et al. Modeling arbitrage of an energy storage unit without binary variables[J]. CSEE Journal of Power and Energy Systems, 2021, 7(1): 156-161.

[26] 高建生, 汪马翔, 邢鹏生, 等. 计及钢铁企业参与的含风电电力系统协同调度策略[J]. 综合智慧能源, 2025, 47(10): 52-59.
Gao Jiansheng, Wang Maxiang, Xing Pengsheng, et al. Coordinated scheduling strategy for wind power integrated power systems considering participation of steel enterprises[J]. Integrated Intelligent Energy, 2025, 47(10): 52-59.

[27] 窦翔, 李卓群, 张哲, 等. 基于CNN-BiLSTM-RF-KDE的综合能源系统负荷预测[J]. 综合智慧能源, 2025, 47(9): 60-70.
Dou Xiang, Li Zhuoqun, Zhang Zhe, et al. Load forecasting for integrated energy systems based on CNN-BiLSTM-RF-KDE [J]. Integrated Intelligent Energy, 2025, 47(9): 60-70.

[28] 吕金炳, 韦鹏飞, 刘亚丽, 等. 考虑新能源出力相关性的电网电压暂降随机预估[J]. 电力建设, 2018, 39(10): 71-81.
Lü Jinbing, Wei Pengfei, Liu Yali, et al. Stochastic estimation of voltage sag considering output correlation of renewable energy sources[J]. Electric Power Construction, 2018, 39(10): 71-81.

[29] Lebrun R, Dutfoy A. A generalization of the Nataf transformation to distributions with elliptical copula [J]. Probabilistic Engineering Mechanics, 2009, 24(2): 172-178.

[30] 韩宝慧, 陆玲霞, 包哲静, 等. 基于多头概率稀疏自注意力模型的综合能源系统多元负荷短期预测[J]. 电力建设, 2024, 45(2): 127-136.
Han Baohui, Lu Lingxia, Bao Zhejing, et al. Short-term forecasting of multienergy loads of integrated energy system based on multihead probabilistic sparse self-attention model[J]. Electric Power Construction, 2024, 45(2): 127-136.

[31] 刘承锡, 蒋友津, 韩江北. 基于扩展Nataf变换的交直流混合系统概率潮流计算方法[J]. 科学技术与工程, 2023, 23(24): 10362-10371.
Liu Chengxi, Jiang Youjin, Han Jiangbei. Probabilistic power flow calculation method of AC/DC hybrid system based on extended Nataf transformation [J]. Science Technology and Engineering, 2023, 23(24): 10362-10371.

[32] Li X R, Liu C X, Wang C X, et al. Arbitrary polynomial chaos-based power system dynamic analysis with correlated uncertainties [J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2024, 157: 109806.

[33] Yang Y Q, Hu R Y, Wang W F, et al. Construction and optimization of non-parametric analysis model for meter coefficients via back propagation neural network[J]. Scientific Reports, 2024, 14: 11452.

[34] Goodfellow I, Bengio Y, Courville A. Deep learning [M]. Cambridge: MIT Press, 2016: 164-199.

[35] Yang C, Han D, Sun W Q, et al. Distributionally robust model of energy and reserve dispatch based on Kullback-Leibler divergence [J]. Electronics, 2019, 8(12): 1454.

[36] Syamsuddin A, Adhi A C, Widodo A, et al. Photovoltaic system power output forecasting using vector auto-regression (VAR)[C]// 2024 6th International Conference on Power Engineering and Renewable Energy (ICPERE). IEEE, 2024: 1-4.

[37] 孟雨田, 严正, 徐潇源, 等. 配电网状态估计的全局灵敏度分析及应用[J]. 电力系统自动化, 2020, 44(2): 114-122.

Meng Yutian, Yan Zheng, Xu Xiaoyuan, et al. Global sensitivity analysis on state estimation of distribution network and its application [J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(2): 114-122.

[38] Kucherenko S, Tarantola S, Annoni P. Estimation of global sensitivity indices for models with dependent variables [J]. Computer Physics Communications, 2012, 183(4): 937-946.

[39] 王芊瑞，阮景昕，王跃社. 考虑风、光出力时空相关性的电-氢协同储能系统经济性优化调度研究[J]. 综合智慧能源，2025，47(12)：34-45.
Wang Qianrui, Ruan Jingxin, Wang Yueshe. Economic optimal scheduling of electricity-hydrogen coordinated energy storage system considering spatiotemporal correlation of wind and photovoltaic power outputs [J]. Integrated Intelligent Energy, 2025, 47(12): 34-45.

[40] 陆春良，黄静，吴华华，等. 基于虚拟分区的电网平衡机制研究[J]. 电气时代，2018(3)：63-66.
Lu Chunliang, Huang Jing, Wu Huahua, et al. Research on power grid balance mechanism based on virtual partition [J]. Electric Age, 2018(3): 63-66.

[41] Ba S Y, Hao J H, Zhou J H, et al. A spatial aggregation-based chronological production simulation model for the decarbonization pathway analysis of provincial power system [J]. Energy, 2026, 342: 139768.

[42] 杨燕，金楚，程鑫，等. 基于大湾区外环的柔性直流互联方案[J]. 南方电网技术，2021，15(3)：15-21.
Yang Yan, Jin Chu, Cheng Xin, et al. Flexible DC interconnection scheme based on the outer ring of Guangdong-Hong Kong-Macao greater bay area [J]. Southern Power System Technology, 2021, 15(3): 15-21.

收稿日期：2026-04-15　**修回日期**：2026-06-16



姜店丰

作者简介：

姜店丰(2002)，男，硕士研究生，主要研究方向为电力电量平衡、电力市场；

姚颖蓓(1984)，女，硕士，高级工程师，主要研究方向为电力系统规划及运行；

谭振飞(1994)，男，博士，副教授，通信作者，主要研究方向为新能源电力系统优化运行、电力市场，E-mail：zftan@outlook.com；

严正(1964)，男，博士，教授，主要研究方向为电力系统优化运行，电力系统稳定分析。

（编辑　景贺峰）

附录 A

A.1　特征单调耦合性分析

源荷时序特征的单调耦合性分析如下：净负荷总电量随峰值与谷值的升高而升高，呈正相关性；爬坡速率与极值的剧烈程度呈正相关性，表现为与峰值呈正相关性，与谷值呈负相关性；连续爬坡量为多时段功率变化的累积效果，与爬坡速率呈正相关性；爬坡速率与极值点附近的平坦度呈负相关；对于净负荷峰值时段形状系数，峰值和谷值越大，分位点与峰值的相对距离越大，形状系数越小；对于净负荷谷值时段形状系数，峰值和谷值越大，分位点与谷值的相对距离越大，形状系数越大。

对相关系数矩阵中绝对值大于0.3的元素进行分析，与上述结论相吻合。

A.2　特征周期扩展性分析

当特征周期扩展为1个月时，所得结果如下：

设置6个模型的隐藏层参数分别为[30, 20, 30, 30, 30, 20]。模型的KL散度分别为[0.003 6, 0.023 0, 0.036 9, 0.038 7, 0.007 6, 0.003 3]，相对误差分别为[0.008 7, 0.017 8, 0.075 3, 0.001 1, 0.002 9, 0.001 8]，验证了平衡分析模型精度。

主导影响因素辨识结果如图A1所示。典型场景聚合结果对比如图A2所示。

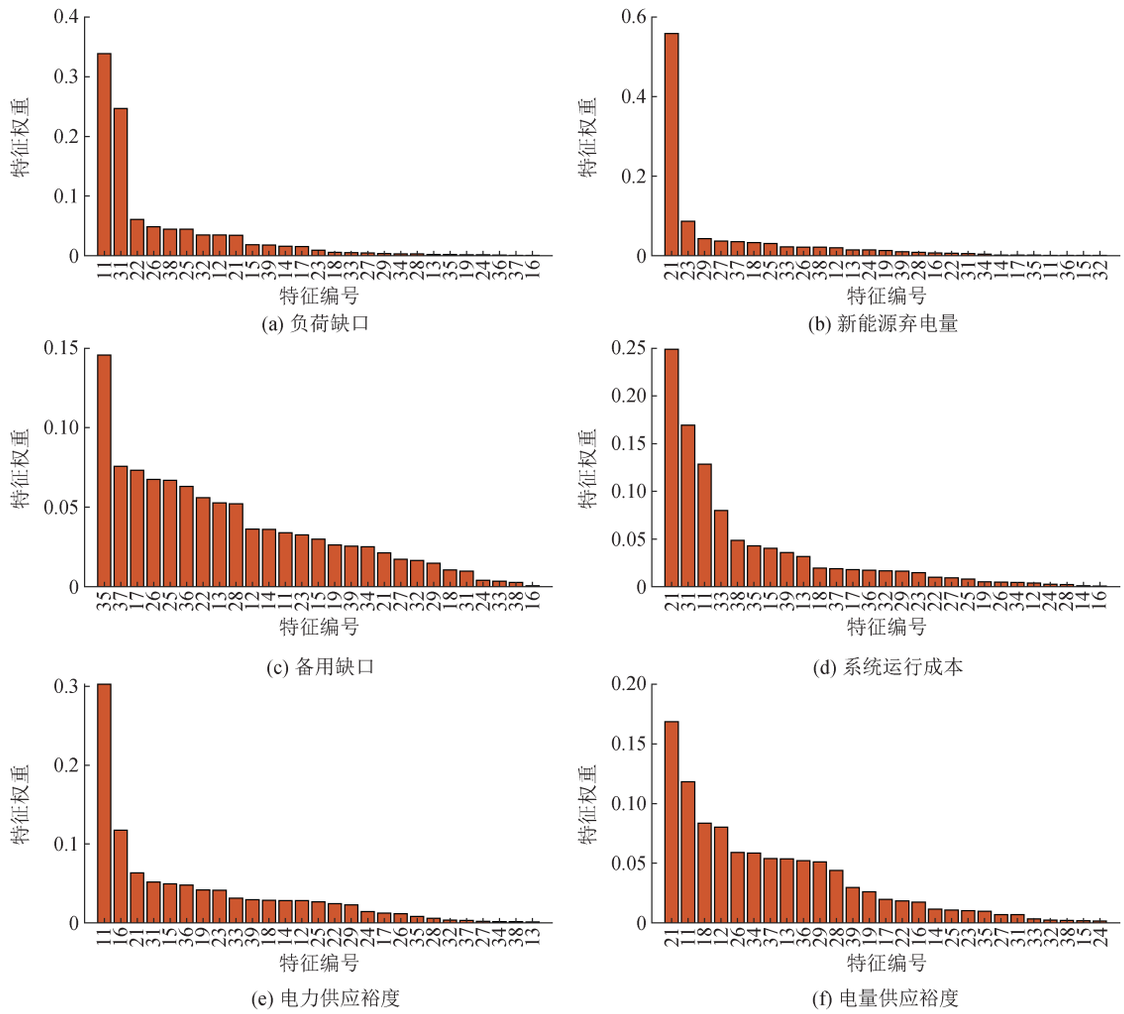
以负荷缺口为例，针对该指标提取典型场景，各指标权重ρ_j设置为1/6，不考虑人为设置ρ_j的影响。K-S距离计算结果如下：主导影响因素辨识权重方法K-S距离为0.177；平均权重方法K-S距离为0.309；基于主成分分析加K-means聚类方法K-S距离为0.201。上述结果证明：基于主导影响因素辨识权重的典型场景与聚合前场景的K-S距离相比于平均权重降低了42.72%，相比于主成分分析加K-means聚类方法，K-S距离下降了11.85%。验证了本文方法在特征周期为月度上的有效性。

A.3　主导影响因素机理分析

特征对全网备用缺口的影响效果较为分散，无显著主导因子。各区域源荷波动的时空互补性使得总备用需求受多区域特征共同影响，单一区域特征的影响程度被削减。

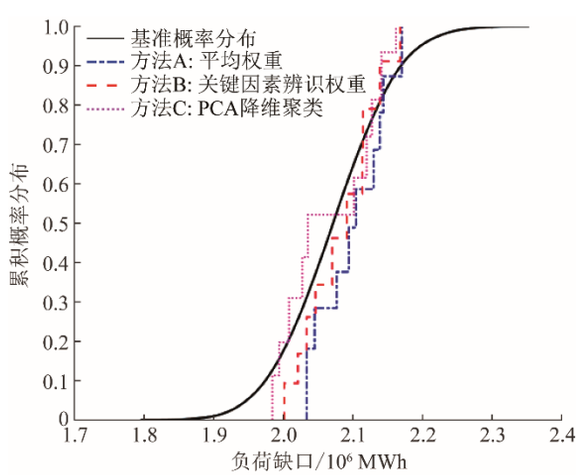
系统运行成本的主导影响因素为子区域1净负荷电量(0.219)、子区域3净负荷电量(0.213)。系统运行成本由火电机组能量成本与启停成本构成，主要是火电机组能量成本。子区域1与3负荷需求大，火电机组装机容量高，新能源电量占比低，因此净负荷电量对运行成本影响程度大。

电力供应裕度的主导影响因素为子区域1净负荷电量(0.512)。子区域1为系统的负荷中心，同时火电装机容量最大，子区域1净负荷电量决定了特征周期内子区域1的火电机组开机容量，在所定义的I_p表达式中



图A1 主导影响因素辨识结果(月特征周期)

Fig. A1 Dominant influencing factors identification results (monthly characteristic period)



图A2 典型场景聚合方法对比(月特征周期)

Fig. A2 Comparison of typical scenario clustering methods (monthly characteristic period)

同时反映了$S_{g,i,t}$和$L_{i,t}$的变化,因此影响程度最大。

电量供应裕度主要受子区域1净负荷电量(0.313)及子区域3净负荷电量(0.195)影响。供应裕度从特征周期尺度考量能源总量的充裕性,子区域1、3的负荷需求大,直接影响所定义的I_E表达式中的分母部分,因此影响程度大。

A.4 主成分分析加K-means聚类方法

主成分分析(principal component analysis, PCA)加*K*-means聚类方法实现过程:

1)输入子区域负荷和新能源功率场景数据,将每个场景中的源荷时序曲线顺序拼接为一个向量,最后可得规模为$n\times(2NT)$的场景集矩阵$\boldsymbol{S}$,并进行归一化。其中,n为场景总数。

2)进行主成分分析。首先进行协方差分解,计算协方差矩阵的特征值和特征向量。计算累积方差贡献率,设定阈值为η。根据主成分得分,保留达到阈值的前r个主成分。

3)在降维后的低维主成分空间进行*K*-means场景聚类,各主成分权重均为1,迭代寻找*K*个聚类中心,使得簇内场景到聚类中心的欧氏距离之和最小。寻找簇内场景与聚类中心最近的真实场景作为典型场景。