DOI: 10.3969/j.issn.2097-583X.2026.04.001　　文章编号：2097-583X(2026)04-0517-08

计及尾部风险的分布式光伏承载能力评估源荷联合场景生成方法

刘怡婷[1]，熊振冬[2]，梁鹏程[3]，杨　楠[1*]，辛　琨[4]，
王　灿[1]，郭　婷[5]，李斯吾[5]

(1. 三峡大学 梯级水电站运行与控制湖北省重点实验室，湖北 宜昌 443002；
2. 国网四川省电力公司达州供电公司，四川 达州 635000；
3. 国网电力科学研究院武汉能效测评有限公司，湖北 武汉 430074；
4. 国网山东省电力公司济宁供电公司，山东 济宁 272000；
5. 国网湖北省电力有限公司经济技术研究院，湖北 武汉 430000)

摘　要：分布式光伏高比例接入使配电网源荷时序特性更加复杂，光伏出力与负荷需求的不匹配以及极端运行场景的存在，给分布式光伏承载能力(Photovoltaic Hosting Capacity，PVHC)评估带来了挑战，而构建典型场景是提高评估效率与准确性的重要手段。因此，提出了一种计及尾部风险的源荷联合PCA-K-means聚类场景生成方法。首先，建立综合考虑光伏出力、负荷及净负荷特性的源荷联合特征模型，并通过主成分分析法(Principal Component Analysis，PCA)对高维源荷特征进行降维；其次，基于条件风险价值(Conditional Value at Risk，CVaR)计算源荷样本的尾部风险权重，并在K-means聚类过程中提高高光伏、低负荷等低频高风险样本的权重，在保证场景代表性的同时降低计算规模；随后，根据典型场景构建考虑潮流约束、节点电压和反向潮流约束的PVHC评估模型；最后，以IEEE 33节点配电系统为例，与源荷独立K-means聚类方法和不考虑尾部风险的源荷联合PCA-K-means聚类方法进行对比，验证了所提模型和方法的有效性。

关键词：分布式光伏承载能力；源荷联合场景；主成分分析法；K-means聚类；尾部风险

中图分类号：TM715　　**文献标志码：**A　　**开放科学(资源服务)标识码(OSID)：**

A source-load joint scenario generation method for distributed photovoltaic hosting capacity assessment considering tail risk

Liu Yiting[1], Xiong Zhendong[2], Liang Pengcheng[3], Yang Nan[1*], Xin Kun[4], Wang Can[1], Guo Ting[5], Li Siwu[5]

(1. Hubei Provincial Key Laboratory for Operation and Control of Cascaded Hydropower Station, China Three Gorges University, Yichang 443002, China;
2. State Grid Sichuan Electric Power Company Dazhou Power Supply Company, Dazhou 635000, China;
3. State Grid Electric Power Research Institute Wuhan Energy Efficiency Evaluation Co., Ltd., Wuhan 430074, China;
4. State Grid Shandong Electric Power Company Jining Power Supply Company, Jining 272000, China;
5. Economic and Technological Research Institute of State Grid Hubei Electric Power Co., Ltd., Wuhan 430000, China)

收稿日期：2026-06-15；**修回日期：**2026-07-10；*.**通信联系人，**E-mail：ynyyayy@ctgu.edu.cn

基金项目：智能电网国家科技重大专项(2026ZD0809200)

作者简介：刘怡婷(2002—)，女，湖南长沙人，硕士研究生，主要从事配电网承载能力提升研究；杨　楠(1987—)，男，湖北襄阳人，教授，博士，主要从事电力系统运行与控制、电力系统规划、电力系统的机组组合、主动配电网等研究。

引用格式：刘怡婷，熊振冬，梁鹏程，等. 计及尾部风险的分布式光伏承载能力评估源荷联合场景生成方法[J]. 信阳师范大学学报(自然科学版)，2026，39(4)：517-524.

Liu Yiting, Xiong Zhendong, Liang Pengcheng, et al. A source-load joint scenario generation method for distributed photovoltaic hosting capacity assessment considering tail risk[J]. Journal of Xinyang Normal University (Natural Science Edition), 2026, 39(4): 517-524.

Abstract: High penetration of distributed photovoltaic generation increases the complexity of source-load temporal characteristics in distribution networks. The mismatch between photovoltaic output and load demand, together with extreme operating scenarios, poses challenges to distributed photovoltaic hosting capacity (PVHC) assessment. To address this issue, a source-load joint PCA-K-means clustering scenario generation method was proposed considering tail risk. First, a source-load joint feature model integrating photovoltaic output, load, and net load was established, and principal component analysis (PCA) was used to reduce the dimensionality of high-dimensional source-load conditions. Second, conditional value at risk (CVaR) was used to calculate the tail-risk weights of source-load samples, and the weights of low-frequency high-risk samples, such as high-photovoltaic and low-load conditions, were increased during K-means clustering, thereby reducing the computational scale while maintaining scenario representativeness. Then, a PVHC assessment model considering power-flow constraints, node-voltage limits, and reverse-power-flow constraints was developed based on the typical scenarios. Finally, case studies on the IEEE 33-bus distribution system compare the proposed method with source-load independent K-means clustering and source-load joint PCA-K-means clustering without tail-risk consideration, demonstrating its effectiveness.

Key words: distributed photovoltaic hosting capacity; source-load joint scenario; principal component analysis; K-means clustering; tail risk

0　引言

在“双碳”目标背景下,分布式光伏快速发展,但其大规模接入配电网后易引发电压越限、反向潮流及网损增加等问题。因此,准确评估分布式光伏承载能力(Photovoltaic Hosting Capacity, PVHC)对促进光伏消纳和配电网规划具有重要意义[1]。然而,PVHC评估的准确性很大程度上依赖于运行场景的合理构建,只有充分反映光伏出力与负荷变化的随机特性及其耦合关系,才能真实拟合配电网运行状态并获得可靠的评估结果。

近年来,国内外学者围绕光伏承载能力评估开展了大量研究。文献[2-5]采用机会约束规划、数据驱动建模及考虑源荷不确定性的概率分析方法,提高了承载能力评估的可靠性;文献[6]总结了配电网分布式电源接纳能力评估及提升技术的发展现状;文献[7-8]从概率评估、主配协同、安全经济承载力计算及智能优化等方面进行了研究;文献[9-12]则从多约束承载力计算、源网荷协同优化配置以及结合Copula函数与聚类算法生成典型场景等角度,对分布式光伏接入能力进行了深入分析。总体来看,现有方法能够反映光伏和负荷的随机波动特性[13-16],但多数仍依赖全年大量时序场景进行潮流计算,计算复杂度较高,不利于PVHC评估中的快速场景筛选与潮流校验。

为降低计算规模并提高分析效率,典型场景生成技术已广泛应用于配电网规划与运行分析。文献[17-18]采用场景降维与聚类方法,构建风电、光伏、负荷典型运行场景,实现全年时序数据的有效压缩。其中,主成分分析法(Principal Component Analysis, PCA)与K-means相结合的方法能够在降低数据维度的同时保留主要特征,提高典型场景的代表性[19]。然而,现有方法多针对单一变量或分别处理源、荷数据,对光伏与负荷间的相关性考虑不足,且更关注高频运行状态,对高光伏出力、低负荷等低概率极端场景体现不够,易导致光伏承载能力评估结果偏乐观。

综上所述,现有研究在PVHC评估和典型场景生成方面虽取得了较为丰富的成果,但仍存在以下不足:1)现有典型场景生成方法对光伏与负荷之间的相关性考虑不足,缺乏源荷联合建模,难以准确反映实际运行特征;2)传统聚类方法主要关注高频场景,对低概率、高影响的极端运行状态考虑不足。

针对上述问题,提出一种计及尾部风险的源荷联合场景生成及配电网光伏承载能力评估方法。首先,构建源荷联合特征矩阵,采用PCA-K-means方法生成典型场景,在降低场景规模的同时保留源荷耦合特性;其次,结合条件风险价值(Conditional Value at Risk, CVaR)理论构造尾部风险权重,以增强场景集对极端运行状态的拟合能力[20];最后,以IEEE 33节点系统为例,建立考虑潮流约束、电压约束和反向潮流约束的PVHC评估模型,并与源荷独立K-means聚类和源荷联合PCA-K-means聚类方法进行对比分析,验证所提方法的有效性。

1 源荷联合场景生成方法

为降低全年时序潮流计算量,同时保留分布式光伏接入过程中可能引起电压越限和反向潮流越限的关键场景,首先,构建源荷联合特征矩阵;然后,采用PCA降维和K-means聚类划分常规场景簇;最后,基于CVaR构造样本风险权重,并采用加权K-means强化低频高风险样本对聚类中心和场景权重的影响。

1.1 源荷联合特征构建

定义第d天t时段的净负荷为:

$$p_{d,t}^{\mathrm{net}}=p_{d,t}^{\mathrm{L}}-p_{d,t}^{\mathrm{PV}}, \tag{1}$$

式中:$p_{d,t}^{\mathrm{net}}$、$p_{d,t}^{\mathrm{L}}$和$p_{d,t}^{\mathrm{PV}}$分别为第d天t时段的净负荷、负荷和光伏出力。

构造源荷联合特征向量$\boldsymbol{x}_d$,并由所有历史日样本构成源荷联合特征矩阵$\boldsymbol{X}$:

$$\boldsymbol{x}_d=\left[p_{d,1}^{\mathrm{PV}},\cdots,p_{d,N_t}^{\mathrm{PV}},p_{d,1}^{\mathrm{L}},\cdots,p_{d,N_t}^{\mathrm{L}},p_{d,1}^{\mathrm{net}},\cdots,p_{d,N_t}^{\mathrm{net}}\right], \tag{2}$$

$$\boldsymbol{X}=\left[\boldsymbol{x}_1;\boldsymbol{x}_2;\cdots;\boldsymbol{x}_{N_d}\right], \tag{3}$$

式中:$\boldsymbol{x}_d$为第d天的源荷联合特征向量,N_t为日内时段数,N_d为历史日样本数量。

1.2 PCA降维模型

PCA用于从源荷联合特征矩阵中提取主要变化特征,降低后续聚类维度。对源荷联合特征矩阵进行标准化处理后,得到标准化特征矩阵$\tilde{\boldsymbol{X}}$。PCA降维过程可表示为:

$$\begin{cases}\max\limits_{\boldsymbol{A}_r}\mathrm{tr}\left(\boldsymbol{A}_r^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Sigma}\boldsymbol{A}_r\right),\\ \text{s.t. }\boldsymbol{A}_r^{\mathrm{T}}\boldsymbol{A}_r=\boldsymbol{I},\\ \sum\limits_{\nu=1}^{r}\xi_\nu\Big/\sum\limits_{\nu=1}^{N_x}\xi_\nu\geqslant\varepsilon^{\mathrm{PCA}},\\ \boldsymbol{Z}=\tilde{\boldsymbol{X}}\boldsymbol{A}_r,\\ \boldsymbol{z}_d=\tilde{\boldsymbol{x}}_d\boldsymbol{A}_r=\left[z_{d,1},z_{d,2},\cdots,z_{d,r}\right],\end{cases} \tag{4}$$

式中:$\boldsymbol{A}_r$为r个主成分对应的载荷矩阵;r为满足累计贡献率要求的主成分个数;$\boldsymbol{\Sigma}$为标准化源荷联合特征矩阵的协方差矩阵;$\mathrm{tr}(\cdot)$为矩阵迹运算;$\boldsymbol{I}$为单位矩阵;ξ_ν为第ν个主成分对应的特征值;N_x为源荷联合特征总维度,$N_x=3N_t$;$\varepsilon^{\mathrm{PCA}}$为主成分累计贡献率阈值;$\boldsymbol{Z}$为PCA降维后的主成分得分矩阵;$\boldsymbol{z}_d$为第$d$天历史日样本在PCA降维空间中的主成分得分向量,即矩阵$\boldsymbol{Z}$的第d行;$\tilde{\boldsymbol{x}}_d$为第d天标准化后的源荷联合特征向量。

1.3 基于CVaR的尾部风险权重修正方法

传统聚类方法主要提取高频常规运行状态,容易忽略低频但对PVHC评估影响较大的高光伏、低负荷等低净负荷工况。为避免少数极端日作为硬约束场景直接压低PVHC,采用CVaR刻画源荷尾部风险,并将所得风险权重用于加权K-means聚类,使高风险样本参与聚类中心更新和场景权重计算。

第d天的源荷尾部风险损失为:

$$L_d^{\mathrm{tail}}=\omega_1\hat{P}_d^{\mathrm{PV,max}}+\omega_2\left(1-\hat{P}_d^{\mathrm{L,noon}}\right)+\omega_3\left(1-\hat{P}_d^{\mathrm{net,min}}\right)+\omega_4\hat{R}_d^{\mathrm{PV,L}}+\omega_5\hat{M}_d^{\mathrm{noon}}, \tag{5}$$

式中:$\hat{P}_d^{\mathrm{PV,max}}$、$\hat{P}_d^{L,\mathrm{noon}}$、$\hat{P}_d^{\mathrm{net,min}}$、$\hat{R}_d^{\mathrm{PV,L}}$和$\hat{M}_d^{\mathrm{noon}}$分别为归一化后的最大光伏出力指标、中午负荷水平指标、最小净负荷指标、光伏峰荷比和中午源荷比;ω_1、ω_2、ω_3、ω_4、ω_5为权重系数,满足$\omega_1+\omega_2+\omega_3+\omega_4+\omega_5=1$。

在置信水平α下,源荷尾部风险的经验CVaR可表示为[20]:

$$\mathrm{CVaR}_\alpha^{\mathrm{tail}}=\min_{\eta^{\mathrm{tail}},u_d}\left(\eta^{\mathrm{tail}}+\frac{1}{(1-\alpha)N_d}\sum_{d\in D}u_d\right), \tag{6}$$

式中:η^{tail}为尾部风险阈值;u_d为第d天超过风险阈值的超额风险变量;N_d为历史日样本数量;D为历史日样本集合;$u_d\geqslant L_d^{\mathrm{tail}}-\eta^{\mathrm{tail}}$,且$u_d\geqslant0$。

根据CVaR的对偶形式,可得到满足概率约束的尾部风险倾斜权重q_d:

$$\mathrm{CVaR}_\alpha^{\mathrm{tail}}=\max_{q_d}\sum_{d\in D}q_dL_d^{\mathrm{tail}}, \tag{7}$$

式中:$0\leqslant q_d\leqslant\frac{1}{(1-\alpha)N_d}$,且$\sum\limits_{d\in D}q_d=1$。

最终聚类权重:

$$w_d=(1-\lambda)\frac{1}{N_d}+\lambda q_d, \tag{8}$$

式中:w_d为第d个历史日样本最终进入K-means聚类的权重,$\lambda\in[0,1]$为尾部风险权重修正系数。

$q_d\geqslant0$且$\sum\limits_{d\in D}q_d=1$,因此$w_d\geqslant0$,$\sum\limits_{d\in D}w_d=1$,说明$w_d$仍具有概率权重意义。当$\lambda=0$时,方法退化为普通K-means。

基于上述权重,加权K-means的目标函数为:

$$\min J=\sum_{k=1}^{K}\sum_{d\in G_k}w_d\left\|\boldsymbol{z}_d-\boldsymbol{\mu}_k\right\|_2^2, \tag{9}$$

聚类中心更新公式为:

$$\boldsymbol{\mu}_k=\frac{\sum_{d\in G_k} w_d \boldsymbol{z}_d}{\sum_{d\in G_k} w_d}, \tag{10}$$

式中:$\boldsymbol{\mu}_k$为第k类聚类中心;G_k为第k类样本集合;K为聚类数。

为进一步说明所提加权K-means的统计意义,设第d个样本到最近聚类中心的平方距离为

$$\ell_d(\mathcal{M})=\min_{1\leqslant k\leqslant K}\left\|\boldsymbol{z}_d-\boldsymbol{\mu}_k\right\|_2^2, \tag{11}$$

式中:$\mathcal{M}=\left\{\boldsymbol{\mu}_1,\boldsymbol{\mu}_2,\cdots,\boldsymbol{\mu}_K\right\}$。

普通K-means可表示为均匀经验分布下的最小二乘量化风险最小化问题,其经验风险为:

$$R_0(\mathcal{M})=\frac{1}{N_d}\sum_{d\in D}\ell_d(\mathcal{M})。 \tag{12}$$

CVaR风险加权K-means对应的经验风险为:

$$R_w(\mathcal{M})=\sum_{d\in D} w_d\ell_d(\mathcal{M})。 \tag{13}$$

将式(8)代入式(13),可得:

$$R_w(\mathcal{M})=(1-\lambda)R_0(\mathcal{M})+\lambda R_q(\mathcal{M}), \tag{14}$$

式中:

$$R_q(\mathcal{M})=\sum_{d\in D} q_d\ell_d(\mathcal{M})$$

为CVaR尾部风险权重下的聚类误差。

当$0\leqslant\lambda<1$时,式(13)与下式具有相同最优解:

$$\arg\min_{\mathcal{M}} R_w(\mathcal{M})=\arg\min_{\mathcal{M}}\left(R_0(\mathcal{M})+\beta R_q(\mathcal{M})\right), \tag{15}$$

式中:$\beta=\lambda/(1-\lambda)$。

由式(13)和式(14)可知,所提CVaR风险加权K-means等价于在普通K-means经验风险项基础上引入CVaR尾部风险聚类误差正则项。其中,$R_0(\mathcal{M})$体现常规场景代表性,$R_q(\mathcal{M})$体现增强尾部高风险样本对聚类中心的影响,λ调节二者之间的权衡。

2　PVHC评估模型

在得到源荷联合场景集合后,将其代入时序潮流校核过程。将分布式光伏最大可接入容量作为场景生成效果的校验指标,考虑节点潮流约束、电压约束和反向潮流约束等,计算不同场景生成方法下的PVHC。

2.1　目标函数

$$\max S^{\mathrm{HC}}=\sum_{i\in\Omega^{\mathrm{PV}}} S_i^{\mathrm{PV}}, \tag{16}$$

式中:S^{HC}为分布式光伏承载能力,即在给定场景集和运行约束下允许接入的最大光伏容量;S_i^{PV}为节点i的光伏接入容量;Ω^{PV}为光伏候选接入节点集合。

2.2　约束条件

(1)配电网潮流约束

对于配电网节点,采用基于节点导纳矩阵的交流潮流方程描述功率平衡:

$$\begin{cases} P_{i,s,t}^{\mathrm{PV}}-P_{i,s,t}^{\mathrm{L}}= \\ \quad\sum_{j=1}^{N}\left|V_{i,s,t}\right|\left|V_{j,s,t}\right|\left(G_{ij}\cos\theta_{ij,s,t}+B_{ij}\sin\theta_{ij,s,t}\right), \\ Q_{i,s,t}^{PV}-Q_{i,s,t}^{L}= \\ \quad\sum_{j=1}^{N}\left|V_{i,s,t}\right|\left|V_{j,s,t}\right|\left(G_{ij}\sin\theta_{ij,s,t}-B_{ij}\cos\theta_{ij,s,t}\right), \end{cases} \tag{17}$$

式中:$P_{i,s,t}^{\mathrm{PV}}$、$Q_{i,s,t}^{\mathrm{PV}}$分别为节点i在场景s、时段t下的光伏有功和无功出力;$P_{i,s,t}^{\mathrm{L}}$、$Q_{i,s,t}^{\mathrm{L}}$分别为节点i在场景s、时段t下的有功和无功负荷;$\left|V_{i,s,t}\right|$、$\left|V_{j,s,t}\right|$分别为节点i、节点j在场景s、时段t下的电压幅值;$\theta_{ij,s,t}$为节点i与节点j在场景s、时段t下的电压相角差;G_{ij}、B_{ij}分别为节点导纳矩阵中第i行第j列元素对应的电导和电纳;N为配电网节点总数。

(2)节点电压约束

$$\underline{V}_i\leqslant V_{i,s,t}\leqslant\overline{V}_i, \tag{18}$$

式中:$\underline{V}_i$、$\overline{V}_i$分别为节点i的电压下限和上限。

(3)反向潮流约束

设$P_{0,s,t}$为馈线出口或上级电源点在场景s、时段t向馈线注入的有功功率。$P_{0,s,t}>0$表示上级电网向馈线供电,$P_{0,s,t}<0$表示馈线向上级电网反送功率。定义反向潮流约束为:

$$P_{0,s,t}\geqslant-\eta_0^{\max}S_0, \tag{19}$$

式中:$\eta_0^{\max}$为馈线出口允许的最大反向负载率,S_0为馈线出口的额定容量。

3　仿真分析

3.1　算例说明

采用IEEE 33节点标准开展配电网PVHC评估分析。选取节点2、8、14、18、22、25、28、32作为光伏候选接入节点,各光伏单元均按单位功率因数运行。采用吉林省某地区2025年的负荷数据和光伏出力数据作为源荷时序样本。场景生成过程中,聚类数K取9,PCA主成分累计贡献率阈值取

90%,CVaR尾部风险置信水平取0.95,节点电压允许范围为0.95~1.05 p.u.。所有仿真计算均在Matlab R2022b环境下完成,计算平台为Intel Core i7-9700 3.00 GHz处理器、64位Windows操作系统。具体场景生成流程如图1所示,IEEE 33节点拓扑图如图2所示。

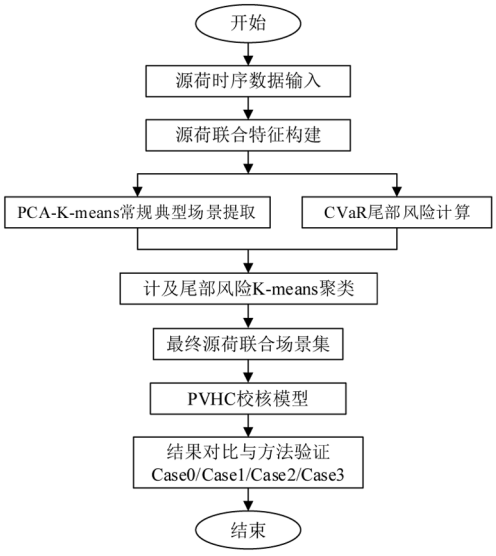

图1 源荷联合场景生成流程

Fig. 1 Flowchart of source-load joint scenario generation

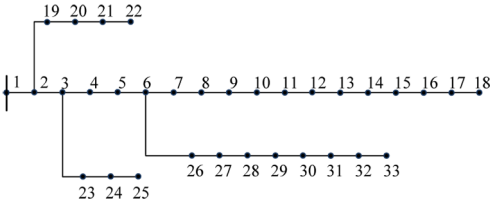

图2 IEEE 33节点拓扑图

Fig. 2 Topology of the IEEE 33-bus system

采用3种方法进行对比:方法1为负荷与光伏独立聚类组合法。该方法首先分别对全年负荷日曲线和光伏日曲线进行K-means聚类[21],然后根据同一历史日中负荷类别与光伏类别的对应关系,保留历史数据中实际出现过的负荷-光伏组合,并将其作为典型源荷场景;方法2为源荷联合PCA-K-means聚类,对光伏、负荷及净负荷联合降维聚类;方法3为计及尾部风险的源荷联合PCA-K-means聚类,即本文方法。

3.2 敏感性分析

为分析尾部风险权重修正系数λ对PVHC评估结果的影响,进一步设置不同λ值进行敏感性分析,结果如表1所示。其中,$\lambda=0$表示不引入CVaR尾部风险权重,方法退化为普通源荷联合PCA-K-means聚类;随着λ增大,尾部风险样本在加权K-means聚类中的权重占比逐渐提高。

表1 不同λ取值下的PVHC敏感性分析结果

Tab. 1 PVHC sensitivity analysis results under different λ values

λ	PVHC/MW	PVHC降低幅度/%	尾部权重占比/%	越限时间/h
0.0	8.385 6	0.00	5.21	31
0.2	8.225 1	1.91	24.16	26
0.4	8.134 8	2.99	43.12	16
0.6	8.120 1	3.17	62.08	16
0.8	7.934 6	5.38	81.04	16
1.0	—	—	100	—

由表1可知,随着λ增大,尾部权重占比逐渐提高,PVHC整体呈下降趋势。当$\lambda=0.4$时,PVHC为8.134 8 MW,相较$\lambda=0$降低2.99%,风险越限时间由31 h降至16 h。继续增大λ后,越限时间基本不再减少,但PVHC进一步降低,过高的尾部风险权重会削弱常规场景代表性,使评估结果过于保守。因此,本文取$\lambda=0.4$。

3.3 仿真结果

为验证所提方法在典型场景生成与PVHC评估方面的有效性,表2给出了3种方法的PVHC计算结果,图3给出了各方法生成的典型净负荷场景,图4给出了最严重工况下的节点电压曲线,图5给出了方法3生成的最终聚类典型场景。下文将从PVHC评估结果、场景代表性和尾部风险反映能力3个方面进行对比分析。

表2 各方法PVHC评估结果对比

Tab. 2 Comparison of PVHC assessment results for different methods

方法	PVHC/MW	相对方法1的PVHC降低幅度/%
方法1	9.315	0.00
方法2	8.386	9.97
方法3	8.135	12.67

由表2可知,方法1、方法2和方法3的PVHC分别为9.315、8.386、8.135 MW。相较方法1,方法2和方法3的PVHC分别降低9.97%和12.67%;方法3较方法2进一步降低约2.99%。结果表明,源荷联合场景下的PVHC评估值低于源荷分别聚

类场景;在聚类模型引入尾部风险权重后,PVHC评估结果会小幅降低。

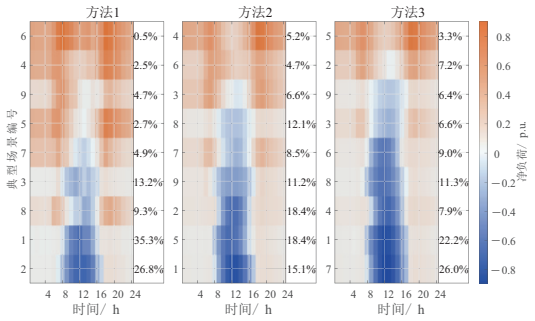

图3　各方法生成的聚类典型净负荷场景

Fig. 3　Typical net-load scenarios generated by different methods

由图3可见,3种方法生成的聚类典型场景均能够反映配电网净负荷日内变化特征,整体呈现早晚净负荷较高、中午净负荷较低的规律。

方法1分别对负荷曲线和光伏出力曲线聚类后再组合形成典型场景,源荷同步关系相对较弱,中午低净负荷区域不够集中,对"高光伏、低负荷"这类不利运行工况的保留不足。

方法2将光伏出力、负荷和净负荷共同作为特征进行降维聚类,低净负荷区域主要集中在10:00—15:00,与光伏出力高峰时段相对应。相比方法1,方法2中午时段的冷色区域更加集中和连续,表明源荷联合聚类能更好地保留光伏出力与负荷需求在实际运行中的同步变化关系。

方法3在源荷联合聚类的基础上进一步引入尾部风险加权,使方法3中午低净负荷区域较方法2进一步加深,且部分场景中冷色持续时间更长,说明尾部风险加权提高了"高光伏、低负荷"样本在聚类过程中的影响。因此,方法3能够在保持常规运行场景的同时,更充分保留低频高风险的低净负荷场景。

为进一步验证各类场景对极端运行风险的反映能力,选取各方法在对应PVHC下的最严重运行工况,并以全年时序中的一高风险工况作为方法0参考工况,节点电压分布如图4所示。各曲线均达到或接近1.05 p.u.的电压上限,其中节点18和节点22附近是主要高电压风险区域。

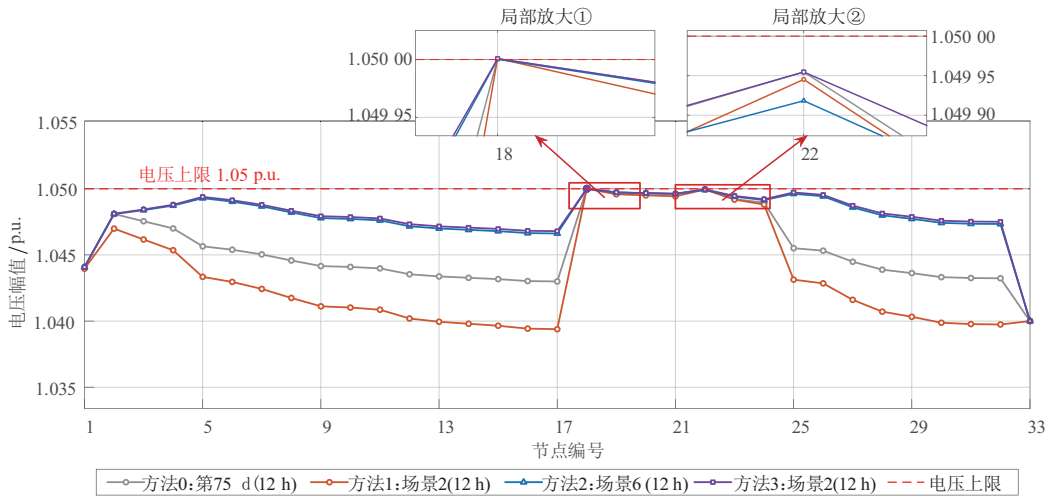

图4　最严重工况节点电压曲线

Fig. 4　Node voltage profiles under the most severe operating conditions

从整体电压曲线来看,方法1对应的节点电压水平明显低于方法2和方法3,尤其在节点5—17及节点25—32区间差异较为明显,表明方法1生成的典型场景对光伏集中出力引起的电压抬升风险反映不足。

局部放大图①表明,各方法均能捕捉节点18附近的临界电压点;局部放大图②中,方法3在节点22处的电压高于方法2,说明引入尾部风险加权后,模型对局部高电压风险的识别能力更强。

方法0仅从全年时序结果中选取某一高电压时刻作为参考,本质上反映的是单日、单时刻下的局部高风险状态,未必能够覆盖全年中其他"高光伏、低负荷"组合形成的更不利工况。相比之下,方法2和方法3是在全年多日源荷样本基础上进行聚类,能够综合不同日期的光伏出力和负荷变化特征,提取出对PVHC校核更敏感的低净负荷场景。因此,方法2和方法3的节点电压水平更接

近电压上限，说明源荷联合场景能够比单一时刻参考工况更充分地反映光伏接入后的电压抬升风险。尤其是方法3进一步引入尾部风险加权后，对低频高风险工况的识别能力更强。图5展示了方法3聚类典型场景，共形成了9个源荷联合典型场景，覆盖低净负荷、常规日间消纳及高负荷等主要运行形态。

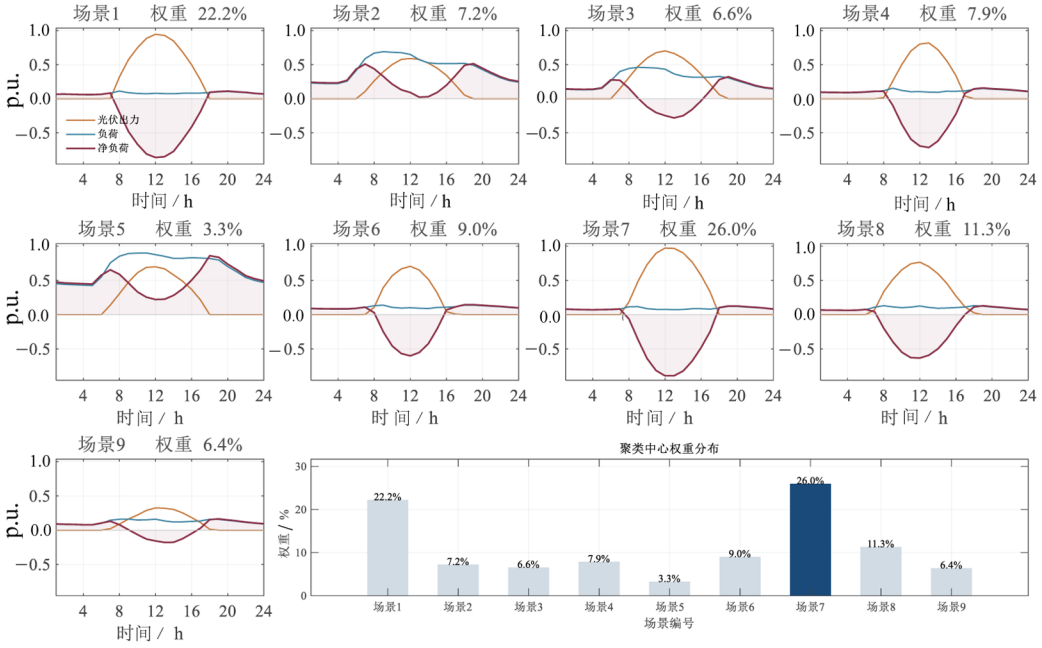

图5　方法3最终聚类典型场景

Fig. 5　Final typical clustering scenarios of method 3

4　结论与展望

针对分布式光伏高比例接入下源荷时序耦合复杂、极端运行场景影响PVHC评估的问题，将计及尾部风险的源荷联合PCA-K-means聚类方法应用于典型场景生成，并构建了考虑潮流约束、节点电压和反向潮流约束的光伏承载能力评估模型。通过IEEE 33节点系统算例验证，得到以下结论：

1）与传统源荷独立聚类方法相比，本文充分考虑光伏出力与负荷需求之间的时序关联，通过源荷联合建模和PCA-K-means聚类提取典型场景，在降低计算规模的同时，在IEEE 33节点算例中能够更准确地反映净负荷变化特性，提高场景的代表性和评估效率。

2）引入CVaR尾部风险指标，对高光伏、低负荷等低频高风险场景进行有效刻画，既避免了全年极端场景直接约束导致评估结果过于保守，又增强了模型对极端运行工况的代表性，在本文IEEE 33节点算例中使光伏承载能力评估结果更加合理可靠。

尽管所提方法已在IEEE 33节点算例中得到验证，但当前结论主要适用于中小规模径向馈线的PVHC快速评估。对于大规模实际配电网，场景生成本身主要受样本规模和特征维度影响，而典型场景映射后的多场景、多时段重复潮流校验将成为主要计算瓶颈。同时，不同馈线和区域的源荷时序差异可能导致局部高光伏、低负荷风险被全网统一聚类所掩盖，进而分区建模又会增加特征维度和聚类计算压力。后续将结合更大规模系统，研究分层分区建模、增量PCA、Mini-batch K-means、并行潮流计算和关键节点筛选等方法，提高所提方法在大规模配电网中的适用性。

参考文献：

[1] 王维，杨逸凡，季振亚，等．基于无功监测引导的绿色变电站光伏消纳运行策略[J]．电力工程技术，2026，45(2)：41-50.

[2] 丁琦欣，覃洪培，万灿，等．基于机会约束规划的配电网分布式光伏承载能力评估[J]．东北电力大学学报，2022，42(6)：28-38.

[3] 王强强,姚良忠,盛万兴,等. 基于机会约束规划的配电网分布式光伏承载力提升方法[J]. 电力系统自动化,2023,47(18):132-141.
[4] 梁志峰,夏俊荣,孙檬檬,等. 数据驱动的配电网分布式光伏承载力评估技术研究[J]. 电网技术,2020,44(7):2430-2438.
[5] 吕达夫. 考虑源荷不确定性的分布式光伏承载能力评估[J]. 上海电力大学学报,2024,40(6):579-586.
[6] 董逸超,王守相,闫秉科. 配电网分布式电源接纳能力评估方法与提升技术研究综述[J]. 电网技术,2019,43(7):2258-2266.
[7] 王方敏,项佳宇,苏宁,等. 新型电力系统风险抑制下分布式光伏承载力概率评估方法[J]. 中国电力,2025,58(6):33-44.
[8] 赵奇,田江,徐秀之,等. 融合改进生成对抗与图注意力网络的配电网状态估计[J]. 电力工程技术,2026,45(2):131-140.
[9] 谭笑,王主丁,李强,等. 计及多约束的多分布式电源接入配电网最大承载力分段算法[J]. 电力系统自动化,2020,44(4):72-80.
[10] 王守相,尹孜阳,赵倩宇. 考虑多供电层级耦合的中低压配电网分布式光伏承载力一体化精细评估方法[J]. 电工技术学报,2025,40(6):1930-1944.
[11] 李勇,姚天宇,乔学博,等. 基于联合时序场景和源网荷协同的分布式光伏与储能优化配置[J]. 电工技术学报,2022,37(13):3289-3303.
[12] 李翠萍,王艳丽,朱星旭,等. 基于二阶锥松弛最优潮流的Copula函数与鲁棒加权K-Means方法的光伏承载能力评估[J]. 电工电能新技术,2025,44(2):74-88.
[13] 石宇龙,彭乔,刘天琪,等. 基于相似日和双层校正LSTM的光伏功率短期预测方法[J]. 电力工程技术,2026,45(3):85-94.
[14] Yang Nan, Shen Xun, Liang Pengcheng, et al. Spatial-temporal optimal pricing for charging stations: a model-driven approach based on group price response behavior of EVs[J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2024,10(4):8869-8880.
[15] Shen Xun, Raksincharoensak P. Pedestrian-aware statistical risk assessment[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems,2022,23(7):7910-7918.
[16] 杨楠,贾俊杰,邢超,等. 基于E-Seq2Seq技术的数据驱动型机组组合智能决策方法[J]. 中国电机工程学报,2020,40(23):7587-7599.
[17] 刘金森,罗宁,王杰,等. 基于海量场景降维的配电网源网荷储协同规划[J]. 中国电力,2022,55(12):78-85.
[18] 杨大坤,张大海,严嘉豪,等. 计及源-荷-环境之间多影响因素耦合的风-光-荷联合场景生成[J]. 电力系统保护与控制,2025,53(23):63-74.
[19] Lloyd S. Least squares quantization in PCM[J]. IEEE Transactions on Information Theory,1982,28(2):129-137.
[20] Rockafellar R T, Uryasev S. Optimization of conditional value-at-risk[J]. Journal of Risk, 2000, 2(3): 21-41.
[21] 张家杭,朱朱,郑沛沛,等. 基于K-means聚类的源网荷储一体化系统容量需求研究[J]. 电工技术,2025(6):25-27.

责任编辑:张伟博　王　萍