

DOI:10.12158/j.2096-3203.2021.02.002

考虑输出功率相关性的光伏电站典型场景生成方法研究

陈颖元¹, 蒋玮¹, 韩俊²

(1. 东南大学电气工程学院, 江苏 南京 210096;

2. 国网江苏省电力有限公司经济技术研究院, 江苏 南京 210008)

摘要:含光伏的传统概率潮流计算常使用 Beta、Weibull 等分布模型,但这些模型难以精确体现不同场景下输出功率特性的变化。针对此问题,文中提出一种光伏输出功率多场景生成方法。该方法将多个光伏电站输出功率的相关性以及相关性跟随外界条件的变化纳入考量范围,可实现多个光伏电站输出功率的精确建模。首先,对光伏电站历史输出功率数据进行基于密度中心的聚类处理,产生的多个聚类中心作为输出功率场景;其次,对不同场景进行核密度估计,建立 Copula 函数以描述多个输出功率的概率分布;然后,对生成的多场景概率分布模型进行拉丁超立方采样,利用生成的样本进行概率潮流计算,评估含光伏的配电网运行状态;最后,分析算法的稳定性,讨论采样规模对计算结果的影响。结果表明,文中提出的多场景生成方法有助于提升光伏输出功率的建模精度和概率潮流计算精度。

关键词:概率潮流;蒙特卡洛;场景生成;聚类分析;光伏电站建模

中图分类号: TM76

文献标志码: A

文章编号: 2096-3203(2021)02-0011-07

0 引言

当前,分布式光伏发电在配电网中的渗透率逐年提升^[1-7]。由于光伏发电系统输出功率本身具有极强的随机性和波动性,有效评估配网系统电压风险的需求变得日益迫切。概率潮流计算是一种评估配网系统电压风险的重要手段^[8-11]。在使用模拟法进行概率潮流计算时,其准确性很大程度上取决于输入变量建模的准确性^[12-15]。因此,在光伏接入评估等计算应用时,应综合考虑各因素对光伏电站输出功率的影响,生成典型性的场景模型作为蒙特卡洛方法的抽样对象^[16-18]。

目前,配电系统的光伏输出功率建模仍不完善,这是由于传统使用的 Beta、Weibull 等概率模型往往不能真实地反映实际运行状态^[19-20]。在光伏高渗透率配电系统中,一个集中区域内往往存在多个光伏电站,其参数、地理位置和运行时间之间均存在相关性。为考虑电站之间的相关性,文献[21-22]在光伏电站建模中分别引入了 NATAF 变换和 Cholesky 分解。文献[23]使用 Copula 函数直接获取各光伏电站输出功率的联合概率分布。文献[24]提出混合 Copula 函数建模法,使用欧式距离判定最优 Copula 函数。该文献指出:受气象、光照、运行方式等外界条件影响,各光伏电站输出功率之间的

相关性可能会发生变化,单一的概率模型不能很好地应对外界条件的变化。文献[25]提出利用 K-means 聚类和 Copula 函数来建立多场景概率模型,其中 K-means 聚类的参数确定常依赖经验。

针对上述问题,文中引入了一种基于局部密度中心的聚类算法(local density clustering, LDC)。首先,提出考虑相关性的光伏输出功率多场景模型建立方法。该方法结合 LDC 聚类方法、核密度估计法和 Copula 函数,将各光伏电站输出功率联合分布函数场景化。其次,对生成的多场景概率分布模型进行抽样,对生成的样本进行概率潮流计算。模型考虑多个光伏电站输出功率间相关性以及输出功率随外界条件的变化,可实现配电网多个光伏电站输出功率的精准建模。最后,为验证文中方法的可靠性,将场景优化方法应用于某地区实际配电网结构的节点系统,进行算法性能分析。

1 考虑相关性的多光伏电站概率分布建模

1.1 单个光伏电站的概率分布估计

为计算概率潮流,须获得配电网光伏输出功率以及负荷的概率分布。在估计未知随机变量的概率密度函数时,须对已知概率密度函数的参数形式进行估计。由于 Beta 分布、Weibull 分布等一些常见的概率密度形式往往不能准确反映实际概率分布,故文中采用核密度的方式进行估计。

核密度估计法要求使用平滑的峰值函数(即核函数)来拟合数据样本。对于满足独立同分布的 n

收稿日期:2020-09-11;修回日期:2020-10-28

基金项目:江苏省重点研发计划资助项目“基于物联网融合的用能互联网运行与交易应用科技示范”

个样本点 (x_1, x_2, \dots, x_n) , 设其概率密度函数为 f , 则核密度估计函数为:

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

式中: $K(\cdot)$ 为核函数; h 为平滑参数, 称作带宽; $K_h(x)$ 为缩放核函数, 如式(2)所示。

$$K_h(x) = \frac{1}{h} K\left(\frac{x}{h}\right) \quad (2)$$

核函数的选择需要符合概率密度性质, 常用的核函数包括方波函数、三角函数、双峰曲线、三峰曲线、高斯曲线等。文中选用高斯核函数, 即 $K(x)$ 为高斯分布的概率密度函数, 如式(3)所示。

$$\begin{cases} \int K(x) dx = 1 \\ \int xK(x) dx = 0 \\ \int x^2K(x) dx > 0 \end{cases} \quad (3)$$

作为一种非参数化方法, 核密度估计法面对任意的概率分布无须预先假设已知的标准形式。由于该方法具有较好的预期准确度, 因此可被用于估计光伏输出功率和负荷的概率分布情况。

1.2 多个光伏电站的概率分布估计

文中采用核密度估计法得出配电网中的各光伏输出功率, 推导出若干单个光伏输出功率的概率模型。当配电网接入多个光伏电站时, 场景生成建模应考虑模型间的相关性。因此, 文中采用 Copula 函数理论获取多个光伏电站的联合概率分布。

Copula 函数能将多维随机变量的联合分布函数与各自的边缘分布函数连接起来, 为求取联合分布函数提供灵活的方法。

对于边缘分布函数 $F_1(x_1), F_2(x_2), \dots, F_n(x_n)$, 存在一个 Copula 函数 C 满足:

$$F(x_1, x_2, \dots, x_n) = C[F_1(x_1), F_2(x_2), \dots, F_n(x_n)] \quad (4)$$

当 $F_1(x_1), F_2(x_2), \dots, F_n(x_n)$ 连续时, Copula 函数 C 唯一确定。文中将服从任意分布的 x_i 转换为均匀分布 $u_i = F_i(x_i)$ 。

常用的 Copula 函数主要有高斯 Copula 函数、t-Copula 函数、Gumbel Copula 函数、Clayton Copula 函数和 Frank Copula 函数等。不同的 Copula 函数在描述随机变量相关性方面具有明显的差异^[26]。Copula 函数的构造步骤为: 首先, 确定各随机变量的边缘分布; 然后, 选取合适的 Copula 函数形式; 最后, 估计模型中的参数。

针对以上步骤, 文中采用核密度估计的结果作

为随机变量的边缘分布, 选取欧式距离法确定最优的 Copula 形式以描述输出功率的相关结构, 并使用极大似然方法对模型进行参数估计。文中构建的基于 Copula 函数的概率模型可准确描述配电网多个光伏电站输出功率的概率特性, 并反映光伏输出功率等随机变量之间的相关性。

2 基于局部密度中心的光伏电站历史数据聚类

基于 Copula 函数的光伏电站建模方法考虑了多个输出功率之间的相关性, 但未考虑到相关性可能随天气、运行方式等外界因素影响发生的变化。因此, 本节借助聚类这一数据挖掘方法, 将单一的概率函数模型改进为多场景模型。文中使用核密度估计和 Copula 函数, 对每个场景下的数据分别估计输出功率的联合概率分布, 进行精细化建模。

聚类分析可挖掘数据样本之间的内在规律, 该方法已广泛应用于电力系统的场景生成、故障筛选等领域。由于常见的 K -means 聚类方法存在对噪音和异常点敏感、依靠经验确定类数等问题, 文中使用 LDC 聚类算法来确定聚类中心, 定义样本的局部密度作为聚类依据。该方法可自动生成类数和聚类中心^[27], 并剔除异常点。光伏输出功率 LDC 聚类流程如图 1 所示。

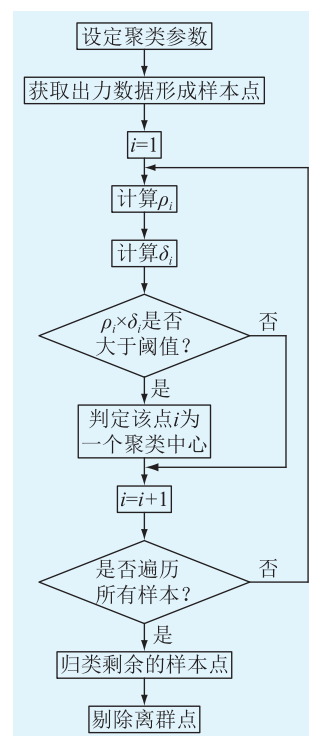


图 1 光伏输出功率 LDC 聚类流程

Fig.1 Diagram for LDC clustering of PV outputs

LDC 聚类算法的具体步骤如下:

(1) 假设配电网接入的光伏电站数量为 N , 获取 N 个电站输出功率的历史数据构成原始数据集 \mathbf{P} 。 $\mathbf{P}_i = (P_{i1}, P_{i2}, \dots, P_{iN})$ 为数据集 \mathbf{P} 内的其中一个样本点, 表示某一时刻 i 下所有光伏电站的输出功率, 是一个 N 维向量。

(2) 对每个输出功率样本点 \mathbf{P}_i , 定义每个样本点的局部密度函数 ρ_i 为:

$$\rho_i = \sum_j \chi(d_{ij} - d_c) \quad (5)$$

式中: d_c 为截断距离, 是预先设定的参数; d_{ij} 为 2 个样本点之间的距离。对于函数 $\chi(a)$, 当 $a > 0$ 时, 其值为 0, 否则为 1, 如式(5)所示:

$$\chi(a) = \begin{cases} 1 & a < 0 \\ 0 & a \geq 0 \end{cases} \quad (6)$$

(3) 定义每个样本点的距离偏差 δ_i , 其含义为所有局部密度大于样本点 \mathbf{P}_i 的样本点到 \mathbf{P}_i 的距离的最小值, 即:

$$\delta_i = \min_{j: \rho_j > \rho_i} (d_{ij}) \quad (7)$$

(4) 确定聚类中心。聚类中心需要满足以下条件: 样本点本身的局部密度 ρ_i 大于周围点的密度, 且样本的距离偏差 δ_i 应尽可能大。综合考虑以上条件, 建立指标 $\rho_i \times \delta_i$ 。当该指标大于设定的阈值, 判定该点为一个聚类中心。

(5) 对其余样本点归类。首先, 对样本点按 ρ_i 降序排列; 其次, 选取 $\mathbf{P}_i, \mathbf{P}_j$, 根据 \mathbf{P}_i 的具体情况选取 $\mathbf{P}_j, \mathbf{P}_j$ 满足局部密度高于 ρ_i 且距离值 d_{ij} 最小, 把 \mathbf{P}_j 的类别标号赋给 \mathbf{P}_i ; 最后, 根据局部密度的降序依次对样本点进行类别赋值, 形成多个场景。

(6) 剔除离群点。每个场景中的数据点, 可分为核心点和离群点。对各场景数据进一步操作前须排除离群点。首先, 确定每个类的边界数据点及边界区域。如类中的数据点在距离为 d_c 的邻域内存在其他类的点, 则将该点视为边界数据点。同一类的边界数据点集合构成该类的边界区域。其次, 计算所有跨类点对(记为 \mathbf{P}_i 和 $\mathbf{P}_j, \mathbf{P}_i$ 为本类内部的点)的平均局部密度 $\bar{\rho} = (\rho_i + \rho_j)/2$ 。然后, 选取该类所有跨类点对平均局部密度的最大值作为平均局部密度上界。最后, 对所有样本点进行标记, 并剔除离群点。如某样本点的局部密度小于其所在类别的平均局部密度上界, 则被标记为离群点。

3 基于多场景模型的概率潮流计算

3.1 场景生成流程

文中建立一个多光伏电站输出功率模型, 该模型将各光伏电站输出功率的相关性及相关性随外

界条件的变化考虑在内。在对数据进行 LDC 聚类后, 通过核密度估计法和 Copula 函数获取各光伏电站输出功率联合分布函数, 并将其场景化。基于多场景模型的概率潮流计算流程如图 2 所示。

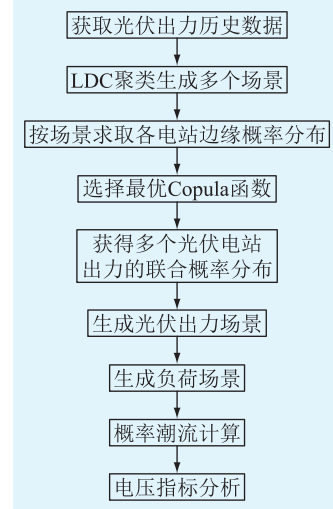


图 2 基于多场景模型的概率潮流计算流程

Fig.2 Probabilistic power flow calculation based on multi-scenarios model

场景生成的具体步骤如下:

(1) 获取配电网下所有光伏电站的历史数据, 并进行数据清洗和预处理。

(2) 对数据集进行 LDC 聚类, 产生 N 类场景, 按照各场景建模, 形成光伏输出功率多场景模型。

(3) 使用核密度估计方法, 按场景获取各光伏电站的边缘概率密度函数。

(4) 对每类场景的边缘概率密度函数, 构建各理论 Copula 函数, 参数估计使用极大似然估计法。采用欧式距离法得到最优 Copula 函数, 以此建模。

(5) 生成光伏输出功率样本。首先, 使用拉丁超立方抽样 (latin hypercube sampling, LHS) 采样法^[28-29]对每个场景下的 Copula 函数抽样。假设总采样数量为 K , 则每一场景下的采样数量 K_i 根据各场景发生概率进行确定。其次, 对每一类中抽取的样本进行组合, 生成全体光伏输出功率样本。

在进行配电网潮流计算时, 除了光伏建模, 还需考虑各负荷的概率分布。因此, 使用核密度估计法进行估计时, 先使用 LHS 采样法对概率分布进行采样, 生成典型负荷样本。根据光伏输出功率和负荷样本的典型场景, 结合蒙特卡洛法实现各场景的概率潮流计算, 进而评估配电网的运行状态。

3.2 评价指标

为比较文中所提算法的计算误差, 文中定义了计算结果与基准值相比的 2 个误差指标: 节点电压

均值 ε_{μ}^V 和节点电压标准差 ε_{σ}^V 的平均相对误差。对于第 i 个节点,其式为:

$$\varepsilon_{\mu,i}^V = \left| \frac{\mu_{a,i} - \mu_{c,i}}{\mu_{a,i}} \right| \times 100\% \quad (8)$$

$$\varepsilon_{\sigma,i}^V = \left| \frac{\sigma_{a,i} - \sigma_{c,i}}{\sigma_{a,i}} \right| \times 100\% \quad (9)$$

式中: $\mu_{a,i}$, $\sigma_{a,i}$ 分别为基准方法的节点电压均值和标准差; $\mu_{c,i}$, $\sigma_{c,i}$ 分别为计算结果的节点电压均值和标准差。

$\varepsilon_{\mu,i}^{\theta}$, $\varepsilon_{\sigma,i}^{\theta}$ 分别为电压相角的平均相对误差,不再赘述。稳定性好的算法,多次重复运行产生的结果不会有太大差别。对各个节点,统计 N 次重复运行算法产生误差的标准差 $\varepsilon_N(\varepsilon_{\sigma,i}^V)$, 标准差越小,则算法越稳定:

$$\varepsilon_N(\varepsilon_{\sigma,i}^V) = \sqrt{(\varepsilon_{\sigma,i,k}^V)/N} \quad (10)$$

式中: k 为运行次数。

4 场景生成算例分析

4.1 算例结构

文中采用的算例基于某地区某实际配电网结构,相关配电网参数来源于该实际电网。系统的接线如图3所示。其中,2台光伏电站(PV1、PV2)位于图1节点系统中的12、18号节点。

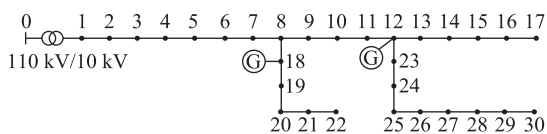


图3 配电网系统接线

Fig.3 Distribution test system

所有节点的基准功率为 $100 \text{ MV} \cdot \text{A}$, 除0号变电站高压侧节点的基准电压为 110 kV , 其余节点系统的基准电压为 10 kV 。发电机组的额定容量均为 $1 \text{ MV} \cdot \text{A}$, 发电机组实际输出功率和各节点负荷的历史数据来源于实际的用电信息采集系统。

4.2 场景生成

对于 PV1、PV2 的输出功率历史数据进行 LDC 聚类,结果如图4所示。

由图4的聚类结果可知,光伏输出功率场景被分为5类,对应5个场景,黑色为离群点。每个场景下,2个光伏电站所有时刻有功输出功率构成的向量分别为: $\mathbf{P}_{k1}, \mathbf{P}_{k2} (k=1,2,3,4,5)$ 。为了对比各个场景下数据的相关性变化,统计5个场景和原始样本 $\mathbf{P}_{k1}, \mathbf{P}_{k2}$ 之间的皮尔逊相关性系数 $\rho_{\mathbf{P}_{k1}, \mathbf{P}_{k2}}$ 。

$$\rho_{\mathbf{P}_{k1}, \mathbf{P}_{k2}} = \frac{\text{Cov}(\mathbf{P}_{k1}, \mathbf{P}_{k2})}{\sigma(\mathbf{P}_{k1})\sigma(\mathbf{P}_{k2})} \quad (11)$$

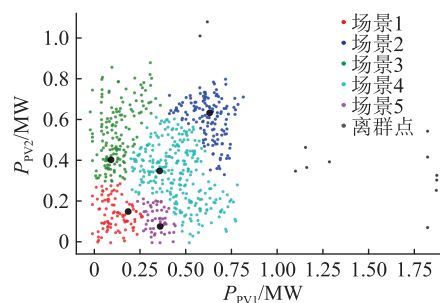


图4 光伏输出功率聚类结果

Fig.4 Clustering Results for PV Output

式中: $\text{Cov}(\cdot)$ 为协方差函数; $\sigma(\cdot)$ 为标准差函数。各场景的相关系数与原始样本差异见表1。

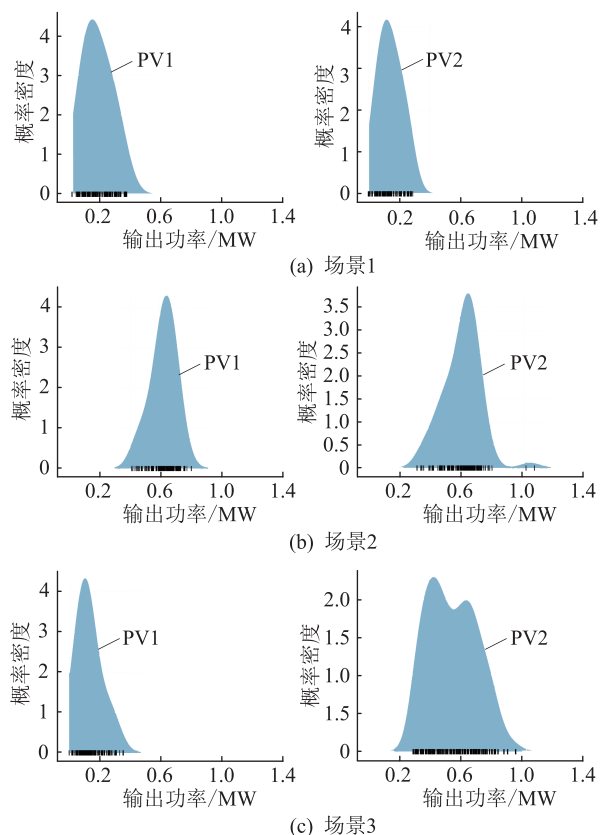
表1 皮尔逊系数相关性分析

Table 1 Pearson coefficient analysis

场景	$\rho_{k,1,2}$	场景	$\rho_{k,1,2}$
1	0.360	4	-0.312
2	0.440	5	-0.236
3	-0.238	总体	0.077

由表1可知,单一的建模方法往往只能反映部分样本的相关性,无法适应所有样本。基于 LDC 聚类的光伏输出功率多场景生成方法有望解决这一问题。对各场景的输出功率进行核密度估计,如图5所示。

图5为各光伏电站在各场景下的边缘概率分布,其中坐标轴下方的黑线表示光伏输出功率在各



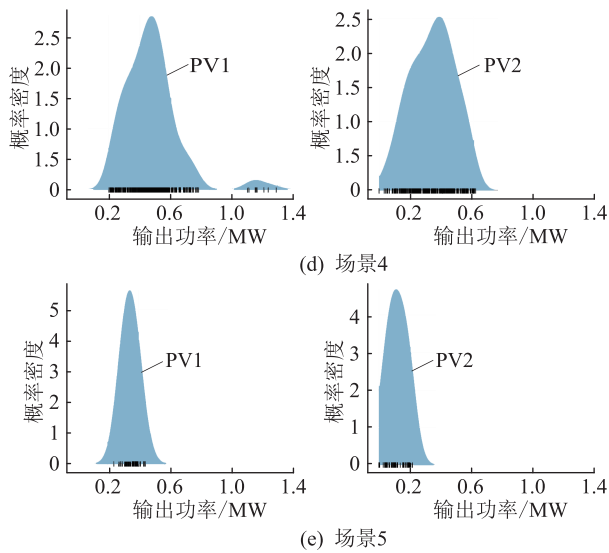


图5 各场景下输出功率边缘分布

Fig.5 PVs' marginal distribution in different scenarios 场景下的样本,蓝色阴影表示通过核密度估计得到的边缘概率分布。根据各输出功率的边缘概率分布,按场景进行 Copula 函数建模。使用欧式距离法得到该场景下的最优 Copula 函数,并统计各场景样本占比,生成结果如表 2 所示。同时对各 Copula 进行 LHS 采样,可得到概率潮流计算所需的样本。

表 2 各场景 Copula 模型

Table 2 Copula models of each scenario

场景	比例/%	最优 Copula 函数	参数	欧式距离
1	8.65	t	0.63	0.33
2	25.38	Gumbel	1.28	0.74
3	41.56	Clayton	2.93	0.81
4	7.39	Clayton	3.54	0.15
5	17.02	Clayton	3.32	0.65

4.3 潮流计算

为了探究 LDC 聚类对建模的影响,将聚类算法替换为 K -means 生成对照样本,其中 LHS 采样数设置为 500。同时,以 4 000 次随机采样的蒙特卡洛计算结果作为基准,对以上样本进行概率潮流计算,统计相关误差。对各节点 $\varepsilon_{\mu,i}^V, \varepsilon_{\sigma,i}^V, \varepsilon_{\mu,i}^0, \varepsilon_{\sigma,i}^0$ 取平均值,得到 $\bar{\varepsilon}_{\mu}^V, \bar{\varepsilon}_{\sigma}^V, \bar{\varepsilon}_{\mu}^0, \bar{\varepsilon}_{\sigma}^0$,结果如表 3 所示。

表 3 计算误差指标对比

Table 3 Computing error comparison %

聚类方法	$\bar{\varepsilon}_{\mu}^V$	$\bar{\varepsilon}_{\sigma}^V$	$\bar{\varepsilon}_{\mu}^0$	$\bar{\varepsilon}_{\sigma}^0$
LDC	0.97	1.75	0.055	6.75
K -means	1.75	4.24	0.084	7.38

由表 3 可知,采用 LDC 聚类的场景生成方法相比于 K -means,电压幅值 ($\bar{\varepsilon}_{\mu}^V, \bar{\varepsilon}_{\sigma}^V$) 和相角 ($\bar{\varepsilon}_{\mu}^0, \bar{\varepsilon}_{\sigma}^0$) 均有所减小,其中电压幅值的精度提升较为明显。这说明文中方法对于相关光伏输出功率这一随机变量的建模较为精确,得到了较高精度的概率潮流计算结果。

为探究算法的稳定性,重复运行 20 次程序,计算节点电压幅值均值 $\varepsilon_N(\varepsilon_{\mu,i}^V)$ 和标准差的误差 $\varepsilon_N(\varepsilon_{\sigma,i}^V)$,如表 4 所示。由表 4 可知,基于 LDC 聚类的场景生成方法的稳定性高于 K -means 法。

表 4 算法稳定性分析

Table 4 Method's stability index

聚类方法	$\varepsilon_N(\varepsilon_{\mu,i}^V)$	$\varepsilon_N(\varepsilon_{\sigma,i}^V)$
LDC	0.093	2.43
K -means	0.28	6.34

根据计算得到的节点电压概率分布,可以计算节点电压的期望值和置信区间,从而评估电压质量。根据国网经研院相关标准,电压允许偏差为正负 7%,据此可计算出各节点电压的合格率和越限概率。

节点 18 在各场景下电压幅值统计情况如表 5 所示。各场景下的电压越限概率差距较大,其中电源输出功率最大的场景 5 达到了 19.38%。运行与规划人员可根据各场景下电压越限概率,采取相应的措施以保障系统安全经济运行。

表 5 节点 18 各场景电压幅值分析

Table 5 Voltage magnitude analysis of node 18 in each scenario

场景	电压期望值/p.u.	越限概率/%	95%置信区间
1	1.015 1	6.75	[1.035 7,0.993 6]
2	1.028 1	10.30	[1.046 2,1.005 6]
3	1.045 5	8.41	[1.066 1,1.026 1]
4	1.032 5	12.62	[1.057 0,1.016 0]
5	1.064 2	19.38	[1.084 7,1.043 6]

4.4 采样规模对算法的影响

一般情况下,采样规模越大,概率潮流的计算结果越精确,却也会加大算法的运行时间。为了探究采样规模对算法的影响,设定不同的采样次数,统计计算误差 $\bar{\varepsilon}_{\mu}^V$ 。采样规模对计算结果的影响如图 6 所示。

由图 6 可知,对于 LDC 聚类方法、 K -means 聚类方法以及传统蒙特卡洛方法来说,取样次数 N 越大,算法误差越小。这 3 种方法均存在一个阈值,在采样数量方面提升至阈值后,计算精度的提升十分有限。由图 6 可知,文中方法的阈值小于基于 K -means 方法和蒙特卡洛法的阈值,且达到阈值所需

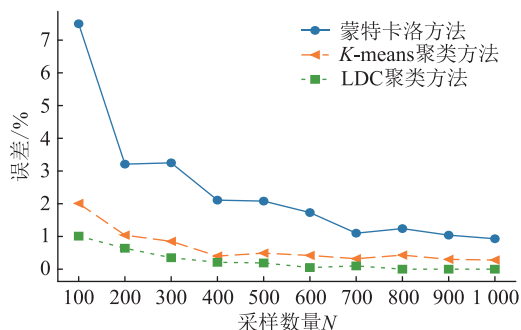


图6 采样规模对计算结果的影响

Fig.6 Performance of different sampling number

的采样规模最低。这意味着,为了达到较为满意的精度,使用文中方法可采用更小的采样规模,从而减小算法的计算负担。在实际计算中,当误差达到阈值后,可停止增加采样数量。

5 结语

文中提出了基于 LDC 聚类的多场景生成方法,用于计算含有光伏接入配电网的概率潮流,从而进行配电网状态评估。该方法考虑了光伏输出功率相关性随电站运行方式等不同场景发生变化的情况,实现了更为精确的输出功率建模。相比于 K-means 聚类的建模方法,文中方法在计算精度和算法稳定性方面均实现了提升。

文中在建立配电网模型时,作出了配电网拓扑不发生改变的假设。而在中长期配电网的规划下,配电网拓扑将发生改变。因此,后续可以针对这一情况作出进一步研究。

本文得到国网江苏省电力有限公司科技项目“考虑光伏接入的配电网电压风险分析及最优接入容量规划技术研究”(J2019057)资助,谨此致谢!

参考文献:

[1] 国网能源研究院. 中国新能源发电分析报告[M]. 北京:中国电力出版社,2016.
State Grid Energy Research Institute. China new energy power generation analysis report [M]. Beijing: China Power Press, 2019.

[2] 刘博,柯德平,李鹏,等. 低压配电台区分布式光伏发电功率辨识方法[J]. 电力系统自动化,2019,43(19):111-116,123.
LIU Bo, KE Deping, LI Peng, et al. Identification method of distributed photovoltaic power in low-voltage distribution networks [J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(19): 111-116, 123.

[3] 赵政嘉,李海波,赵宇明,等. 多类型分布式电源接入下的低压交流与直流配电网运行经济性对比[J]. 电力系统保护与控制,2020,48(12):50-61.

ZHAO Zhengjia, LI Haibo, ZHAO Yuming, et al. Operational economic comparison of low voltage AC and DC distribution networks with multi-type distributed generation integration[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(12): 50-61.

[4] 李建军,杜松怀,杨德昌. 集中光伏电源接入对低压配电网电压的影响[J]. 智慧电力,2020,48(4):21-27.
LI Jianjun, DU Songhuai, YANG Dechang. Influence of concentrated photovoltaic power supply access on voltage of low voltage distribution network[J]. Smart Power, 2020, 48(4): 21-27.

[5] 孙玉伟,刘亚东,方健,等. 分布式光伏接入对配电网线路故障定位的影响分析[J]. 智慧电力,2020,48(9):102-107.
SUN Yuwei, LIU Yadong, FANG Jian, et al. Influence of distributed photovoltaic access on fault location in distribution network lines[J]. Smart Power, 2020, 48(9): 102-107.

[6] 胡雪凯,张乾,胡文平,等. 分布式光伏对线路自动重合闸的影响分析[J]. 电力系统保护与控制,2019,47(17):75-82.
HU Xuekai, ZHANG Qian, HU Wenping, et al. Analysis of the influence of distributed photovoltaic on automatic reclosing[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(17): 75-82.

[7] 孙旻,张大,余愿,等. 计及投资方收益与主动配电网管理的分布式光伏电源规划[J]. 智慧电力,2020,48(9):56-62.
SUN Min, ZHANG Da, YU Yuan, et al. Planning of distributed photovoltaic generations considering investor benefits and active distribution network management [J]. Smart Power, 2020, 48(9): 56-62.

[8] 金楚,黎嘉明,徐沈智,等. 大规模光伏发电并网概率潮流计算及对电网的影响[J]. 电力工程技术,2017,36(1):1-8.
JIN Chu, LI Jiaming, XU Shenchi, et al. Probabilistic load flow calculation and influence analysis for power grid connected with large scale photovoltaic generation system [J]. Electric Power Engineering Technology, 2017, 36(1): 1-8.

[9] 李欣然,邓威,黄际元,等. 考虑不确定性分布式电源影响的配电网无功补偿配置方法[J]. 电力科学与技术学报,2012,27(1):27-32.
LI Xinran, DENG Wei, HUANG Jiyuan, et al. Allocation method of reactive power compensation in distribution networks considering distributed uncertainty generation [J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2012, 27(1): 27-32.

[10] 刘宇,高山,杨胜春,等. 电力系统概率潮流算法综述[J]. 电力系统自动化,2014,38(23):127-135.
LIU Yu, GAO Shan, YANG Shengchun, et al. Review on algorithms for probabilistic load flow in power system [J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(23): 127-135.

[11] 李斌,刘天琪,李兴源. 分布式电源接入对系统电压稳定性的影响[J]. 电网技术,2009,33(3):84-88.
LI Bin, LIU Tianqi, LI Xingyuan. Impact of distributed generation on power system voltage stability [J]. Power System Technology, 2009, 33(3): 84-88.

[12] 苏凯森,杨家豪,郑泽蔚,等. 计及 DG 出力相关性的孤岛微电网蒙特卡洛法概率潮流 [J]. 电力工程技术,2018,37(2):95-101.
SU Kaisen, YANG Jiahao, ZHENG Zewei, et al. Islanded mi-

- crogrids probabilistic load flow considering correlated DG output based on Monte-Carlo method[J]. Electric Power Engineering Technology, 2018, 37(2):95-101.
- [13] CAI D F, SHI D Y, CHEN J F. Probabilistic load flow computation with polynomial normal transformation and Latin hypercube sampling[J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2013, 7(5):474-482.
- [14] ZOU B, XIAO Q. Solving probabilistic optimal power flow problem using quasi Monte Carlo method and ninth-order polynomial normal transformation[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2014, 29(1):300-306.
- [15] HAJIAN M, ROSEHART W D, ZAREIPOUR H. Probabilistic power flow by Monte Carlo simulation with Latin supercube sampling[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2013, 28(2):1550-1559.
- [16] 任洲洋, 颜伟, 项波, 等. 考虑光伏和负荷相关性的概率潮流计算[J]. 电工技术学报, 2015, 30(24):181-187.
REN Zhouyang, YAN Wei, XIANG Bo, et al. Probabilistic power flow analysis incorporating the correlations between PV power outputs and loads[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2015, 30(24):181-187.
- [17] 陈碧云, 闭晚霞, 李欣桐, 等. 考虑风-光-荷联合时序场景的分布式电源接入容量规划策略[J]. 电网技术, 2018, 42(3):755-761.
CHEN Biyun, BI Wanxia, LI Xintong, et al. Capacity planning strategies for distributed generation considering wind-photovoltaic-load joint time sequential scenarios[J]. Power System Technology, 2018, 42(3):755-761.
- [18] BORGES C L T, DIAS J A S. A model to represent correlated time series in reliability evaluation by non-sequential Monte Carlo simulation[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2017, 32(2):1511-1519.
- [19] 王文帝. 分布式光伏发电接入自动优选技术研究[D]. 南京:东南大学, 2016.
WANG Wendi. Research on optimization of access scheme in distributed photovoltaic power generation integrated into distribution network[D]. Nanjing:Southeast University, 2016.
- [20] CONTI S, RAITI S. Probabilistic load flow using Monte Carlo techniques for distribution networks with photovoltaic generators[J]. Solar Energy, 2007, 81(12):1473-1481.
- [21] HAJIAN M, ROSEHART W D, ZAREIPOUR H. Probabilistic power flow by Monte Carlo simulation with Latin supercube sampling[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2013, 28(2):1550-1559.
- [22] MORALES J M, CONEJO A J, PÉREZ-RUIZ J. Simulating the impact of wind production on locational marginal prices[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2011, 26(2):820-828.
- [23] XIE Z Q, JI T Y, LI M S, et al. Quasi-Monte Carlo based probabilistic optimal power flow considering the correlation of wind speeds using copula function[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2018, 33(2):2239-2247.
- [24] 黎静华, 文劲宇, 程时杰, 等. 考虑多风电场出力 Copula 相关关系的场景生成方法[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(16):30-36, 21.
LI Jinghua, WEN Jinyu, CHENG Shijie, et al. A scene generation method considering copula correlation relationship of multi-wind farms power[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(16):30-36, 21.
- [25] 熊强, 陈维荣, 张雪霞, 等. 考虑多风电场相关性的场景概率潮流计算[J]. 电网技术, 2015, 39(8):2154-2159.
XIONG Qiang, CHEN Weirong, ZHANG Xuexia, et al. Scenario probabilistic load flow calculation considering wind farms correlation[J]. Power System Technology, 2015, 39(8):2154-2159.
- [26] 韦艳华, 张世英. Copula 理论及其在金融分析上的应用[M]. 北京:清华大学出版社, 2008.
WEI Yanhua, ZHANG Shiyong. Copula theory and its application in financial analysis[M]. Beijing:Tsinghua University Press, 2008.
- [27] RODRIGUEZ A, LAIO A. Clustering by fast search and find of density peaks[J]. Science, 2014, 344(6191):1492-1496.
- [28] 彭晨宇, 陈宁, 高丙团. 结合多重聚类 and 分层聚类的超短期风电功率预测方法[J]. 电力系统自动化, 2020, 44(2):173-180.
PENG Chenyu, CHEN Ning, GAO Bingtuan. Ultra-short-term wind power forecasting method combining multiple clustering and hierarchical clustering[J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(2):173-180.
- [29] 高海淑, 张玉敏, 吉兴全, 等. 基于场景聚类的主动配电网分布鲁棒综合优化[J]. 电力系统自动化, 2020, 44(21):32-41.
GAO Haishu, ZHANG Yumin, JI Xingquan, et al. Scenario-clustering based distributionally robust comprehensive optimization of active distribution network[J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(21):32-41.

作者简介:



陈颢元

陈颢元(1996),男,硕士在读,研究方向为电力系统自动化(E-mail:1491641516@qq.com);

蒋玮(1982),男,博士,副教授,研究方向为电力系统自动化;

韩俊(1985),男,博士,高级工程师,从事配电网规划及相关理论应用工作。

(下转第 25 页)

Interaction of high proportion photovoltaic and supraharmonic in distribution network

RUAN Zhengxin¹, ZHANG Yi¹, ZHANG Yan¹, LIN Fang², FANG Jian¹, CHEN Yuxin³

(1. College of Electrical Engineering and Automation, Fuzhou University, Fuzhou 350116, China;

2. State Grid Fujian Electric Power Co., Ltd. Research Institute, Fuzhou 350007, China;

3. State Grid Shishi Power Supply Company of Fujian Electric Power Co., Ltd., Shishi 362300, China)

Abstract: The high proportion of grid-connected photovoltaics (PVs) leads to a dramatical increase of supraharmonic emissions at distribution network. The influence of supraharmonic interaction between grid-connected PVs and distribution network is much more remarkable than that in single PV grid-connected system. So the high proportion of grid-connected PVs reduces the stability of the grid. In order to reveal the characteristics of supraharmonic emission at high proportion of PVs grid-connected, the effect of PVs connecting to grid on supraharmonic emission is discussed. Firstly, the propagation of supraharmonic current at high proportion of grid-connected PV is described. Considering background harmonic emission of grid and control circuits of PVs, a mathematic model is built to calculate the value of supraharmonic currents and summarize the law of supraharmonic propagation at high proportion of grid-connected PVs. On the basis of the model built by PSCAD simulation platform, the supraharmonic emission from individual PVs is obtained. The model is also used to show the influence of backgrounds and PVs on supraharmonic emission. The last but not the least, the model is verified, based on measured data of concentrated PV access in Quanzhou city, Fujian Province.

Keywords: distribution network; supraharmonic; high proportion; grid-connected photovoltaic (PV); power quality

(编辑 吴楠)

(上接第 17 页)

A typical scene generation method considering output power correlation of photovoltaic power plants

CHEN Haoyuan¹, JIANG Wei¹, HAN Jun²

(1. School of Electrical Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China; 2. State Grid Jiangsu

Electric Power Co., Ltd. Economic and Technological Research Institute, Nanjing 210008, China)

Abstract: Since quintessential probabilistic photovoltaic (PV) models like Weibull and Beta distribution are not able to reflect accurately the changes of PV station's output characteristics in different scenarios, a data-driven scenario generation model for distribution system is proposed. The model which is based on the algorithm of local density clustering (LDC), takes into account the correlation of multiple PV stations and the influence of external conditions, thus realizing the accurate modeling of multiple PV stations' output power. Firstly, LDC is used to classify historical data into several clusters. Secondly, kernel density function and copula function are utilized to build joint probabilistic density functions (PDF) in each cluster, and the data of joint PDF are processed by applying Latin Hypercube Sampling (LHS). Then, the samples are used for probabilistic power flow calculation to set up the model which estimates operational condition of distribution network. Finally, the stability of model is analyzed, and influence of sampling size on model is also discussed. It is shown that the proposed method in the paper improves the accuracy of modelling for PV station's output in distribution network, and it also reduces the error of probabilistic power flow calculation.

Keywords: probabilistic power flow; scenario generation; Monte Carlo; clustering analysis; probabilistic photovoltaic (PV) station modelling

(编辑 李栋)