

基于多典型场景采样的微网可靠性计算方法

徐明忻¹, 石 勇¹, 邢敬舒¹, 王 姣¹, 金国锋¹, 刘自发²

(1. 国网内蒙古东部电力有限公司经济技术研究院, 内蒙古 呼和浩特 010011; 2. 华北电力大学电气与电子工程学院, 北京 102206)

摘 要:随着微电网系统在海岛区域的广泛应用,微电网系统的可靠性评估难度也有所提升。基于此,提出了基于多典型场景采样的微网可靠性计算方法。首先采用 k -means 聚类算法对电网运行大数据进行典型场景提取,将体现时间关联性的“出力—负荷”作为提取特征量进行处理;其次,提出基于场景概率分布的拉丁超立方抽样方法,使得采样频率与场景出现概率一致;然后,根据各场景中各元件的状态时间序列进行抽样并计算各场景的可靠性指标,再利用全概率公式得出微电网综合可靠性指标。最后采用某微电网系统进行算例分析,结果表明所提模型方法能够快速准确地进行微电网可靠性评估。

关 键 词:微电网;大数据;可靠性计算;拉丁超立方采样;典型场景生成;场景分析法

DOI:10.19781/j.issn.1673-9140.2022.03.005 中图分类号:TM73 文章编号:1673-9140(2022)03-0041-09

Reliability calculation method of microgrid based on multi typical scene sampling

XU Mingxin¹, SHI Yong¹, XING Jingshu¹, WANG Jiao¹, JIN Guofeng¹, LIU Zifa²

(1. Economic and Technological Research Institute, State Grid Inner Mongolia Eastern Electric Power Co., Ltd., Hohhot 010011, China;
2. School of Electrical and Electronic Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206, China)

Abstract: With the wide application of microgrids in island area, the reliability evaluation of microgrid system becomes more complex and difficult. Firstly, k -means clustering algorithm is utilized for collecting typical scenes of microgrid operation with big data, and the "supply-load" characteristic which reflects the time correlation is used as the key feature. Secondly, a scenario probability distribution based Latin hypercube sampling method is proposed to ensure that the sampling frequency is identical to the scenario occurrence probability. Finally, according to the random sampling from the state time series of each component under different scenarios, the synthesis reliability index of each scenario can be computed by using the full probability formula. A microgrid benchmark is used to validate the effectiveness and accuracy of the proposed method. The results show that the proposed method proposed can quickly and correctly evaluate the reliability of the microgrid.

Key words: microgrid; big data; reliability calculation; latin hypercube sampling; typical scene generation; scene analysis method

为充分发掘和利用海岛藏量丰富的风电和光伏等新能源资源,解决偏远地区 and 海岛输电困难问题,在中国东部沿海地区的海岛,含有新能源并网的微

网已得到广泛应用^[1]。这对于基础设施建设相对薄弱的岛屿地区来说,有助于推进海洋事业。但由于独立型微网远离大电网,并且其含有的光伏或风力

收稿日期:2021-04-26;修回日期:2021-05-19

基金项目:国家自然科学基金(51577058);国网内蒙古东部电力有限公司科技项目(KH20010229)

通信作者:刘自发(1973-),男,博士,教授,主要从事电力系统规划和运行、分布式接入电网分析研究;E-mail:tjubluesky@163.com

发电机组出力具有随机、波动特性,其在孤岛模式下的供电可靠性需要进行特别分析。对孤岛微网的供电可靠性进行更准确地评估,对改善供电质量、提升海岛居民电力用户满意度具有重要意义。

当前针对微网的可靠性研究多集中于并网运行的微网以及微网并网对配电系统的影响。文献[2]在分析源荷双侧的不确定性的基础上,对含有风光柴储的孤岛微网进行了优化配置方面的研究,通过对源端模型与负荷端模型不断迭代协调,以达到系统综合成本最小,并以此提高其可靠性;文献[3]对考虑电动汽车充电需求的孤岛微网提出了微网运行策略和负荷分块削减策略,提出了考虑电动汽车的新型可靠性评估体系,对独立海岛上微网的可靠性进行了多方面考虑;文献[4]针对微网内元件的关联属性,利用分时段方法求解微电网的可靠性指标,通过贝叶斯网络的2种逻辑推理方法建立了微网孤岛运行模式下的电源—负荷结点的“动态—供给”模型;文献[5]研究微网对外供电的配电网可靠性,考虑了负荷和光伏发电系统的时序波动特性,提出了2个新的可靠性指标,算例验证了所提方法和指标的合理性;文献[6]在传统解析方法的基础上,改进提出了一种停电序列多状态模型,可用于计算停电序列的概率用以评估岛上用户的停电情况;文献[7]建立了风光储元件的时序模型和状态转移模型,对于不同元件采用不同的抽样方法,讨论不同故障效果对可靠性评估的影响;文献[8]对DG出力随机特性进行了研究,并采用蒙特卡洛时序模拟法评估DG和储能联合运行的微网的配电网可靠性。然而,上述文献均没有考虑到分布式电源与负荷的时间关联性,对于原件或系统状态进行抽样时仅采用单一相同的频率,并不能满足更精准的微网可靠性评估要求。

目前,一些学者尝试利用大数据技术提高可靠性评估计算的准确性^[9-10]。文献[11]提出了通过大数据方法的城市低压配电网可靠性指标计算方法,通过大数据技术统计各可靠性指标,从而计算城市配电网可靠性,结论表明利用大数据技术进行可靠性评估比传统可靠性评估方法较准确。然而该方法需要通过处理大量数据,并且其本质仍是统计分析法,因此该方法尚存在一些缺陷。文献[12]提出了

利用大数据技术进行配电系统可靠性预测评估的方法,先通过大数据建立神经网络模型,再根据相关数据利用神经网络模型来评估可靠性,该方法需要利用海量数据来保障神经网络模型的正确性,仅仅是数学上的关联,忽略了电网本身的物理特性。文献[13]提出了基于多场景技术的配网可靠性评估方法,通过建立风机出力多场景模型,对风机出力进行场景的提取,采用全概率公式进行综合计算可靠性指标。该方法对风机的出力建立较准确的场景模型,却忽略了电网负荷与风机出力的关联,计算得到的可靠性指标仍有一定的误差。

针对目前评估方法的不足,本文提出基于多典型场景采样的微网可靠性计算方法。首先,建立基于大数据的电网运行典型场景提取方法;然后,提出各典型场景的可靠性计算方法;最后,采用全概率方法计算综合可靠性,并对某微电网系统进行算例分析。

1 基于大数据的电网运行典型场景提取方法

1.1 基于大数据的电网典型场景提取方法

分布式电源出力与负荷具有很强的时间关联性,在计算时应该采取相应时刻的出力,但现有的关于典型场景提取的研究未考虑“出力—负荷”时间关联性。

本文采用 k -means 算法对电网运行大数据进行典型场景提取。适用于可靠性计算的电网运行典型场景,其核心特征量为电源出力与负荷。将“出力—负荷”看作聚类中心或粒子的信息,以负荷和分布式电源出力2个变量作为数据提取的特征变量,以此体现模型对2个变量时间关联性的考虑。在采用 k -means 算法对电网运行大数据进行典型场景的提取时,每一个聚类中心都是一个典型场景,而该类中所包含的粒子数量即为适用该场景的时间长度。因此,各典型场景的概率分布,即算法的畸变函数和聚类中心的更新公式为

$$\min f = \sum_{i,k} \sqrt{(x_i^k - a_k)^2} \quad (1)$$

$$a_k = \frac{1}{N_k} \sum_i x_i^k \quad (2)$$

式(1)、(2)中 x_i^k 为隶属于第 k 个中心的粒子 i 的数据; a_k 为第 k 个聚类中心; m 为粒子的个数; K 为聚类中心的个数; N_k 为隶属于第 k 个中心的粒子数。

对于聚类个数的确定,本文采用 $V_{\text{validity}}(k)$ 指数来寻找最优的聚类个数^[14]。计算公式为

$$V_{\text{validity}}(k) = \frac{\frac{1}{m} \sum_{k=1}^K \sum_{x \in C_k} (x - a_k)^2}{\min_{i,j} (a_i - a_j)^2} \quad (3)$$

式中 C_k 为第 k 个类。

式(3)分子部分表示类内粒子平均间距,分母部分表示类间最小间距。根据分类特性,类内间距越小以及类间间距越大,则分类效果越好。所以 $V_{\text{validity}}(k)$ 指数越小,分类越好。本文通过改变聚类中心个数,以 $V_{\text{validity}}(k)$ 指数为判据,寻找最优的聚类个数。一般聚类个数 K 的取值范围为 $2 \sim \sqrt{m}$ ^[15]。

根据上述方法,电网运行典型场景提取模型计算流程如下:

- 1) 输入聚类中心个数 K 和待分类数据集;
- 2) 初始化 k 个聚类中心;
- 3) 计算各粒子与各聚类中心的距离,将每个粒子归类到距离最近的类中;
- 4) 根据式(1)计算畸变函数;
- 5) 判断 2 次迭代的畸变函数变化值是否满足收敛条件,若是,则跳到步骤 7;
- 6) 按照式(2)更新聚类中心,跳到步骤 3,进行下一次迭代计算;
- 7) 根据聚类结果,按照式(3)计算 $V_{\text{validity}}(k)$ 指数;
- 8) 判断 K 取值是否达到上限,若否,则更新 K 值并跳到步骤 2;
- 9) 根据 $V_{\text{validity}}(k)$ 值,选取 $V_{\text{validity}}(k)$ 值最小的 K 值及其聚类结果作为最终的典型场景集合。

1.2 基于场景概率分布的拉丁超立方样本抽样

场景的准确度与各采样点的相关性有关,不同场景之间样本相关性越小准确度越高。传统样本抽样方法不同场景之间的采样频率相同,导致计算结果缺乏科学性、准确性。基于此,提出基于场景概率分布的拉丁超立方抽样方法。在采样时令样本采样频率与各对应场景的概率一致,即根据各场景的出

现概率对采样样本进行抽样,降低不同场景之间样本的相关性,确保采样频率与各场景概率一致,提高场景结果的准确性,减小不必要的误差。

拉丁超立方抽样定义^[16]:设在 s 维单位空间 $C^s = [0, 1]^s$ 中抽取 n 个样本,首先,将各维度坐标均 n 等分,得到若干个小小区间 $((k-1)/n, k/n]$,其中 k 为小区间标号,将第 i 维坐标的 n 个小区间进行随机组合,用 $(\pi_{1i}, \pi_{2i}, \dots, \pi_{si})'$ 表示;然后,设 s 维中的各随机组合之间互相独立,得到随机矩阵 $\pi = (\pi_{ki})$,令 $x_{ki} = (\pi_{ki} - 0.5 + u_{ki})/n$ ($k=1, 2, \dots, n, i=1, 2, \dots, s$),其中样本 u_{ki} 在区间 $[-0.5, 0.5]$ 内服从均匀分布,且与 π 相互独立,则称这 n 个点 $x_k = (x_{k1}, x_{k2}, \dots, x_{ks})$ ($k=1, 2, \dots, n$) 为一个拉丁超立方样本。具体流程如图 1 所示。

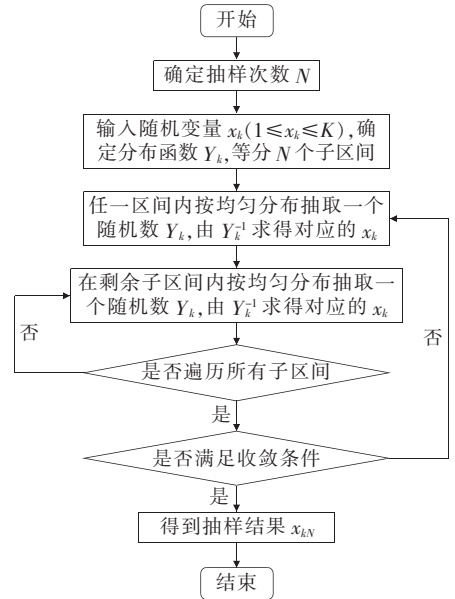


图 1 拉丁超立方抽样流程

Figure 1 Latin hypercube sampling flow chart

令抽样次数 N 为所得场景数, x'_k 为本文基于场景概率抽样法得到的抽样点,计算方法为

$$x'_k = x_k p_K \quad (4)$$

式中 p_K 为该采样点所处场景 K 的场景概率。

2 可靠性指标计算方法

基于文 1.2 节中提取的典型场景,提出可靠性指标的计算方法。首先,采用状态时间抽样法获得系统状态时间序列;然后,根据系统状态时间样本序列,提出多场景负荷削减策略;最后,确定各可靠性

指标及其计算方法。

2.1 状态时间序列生成方法

本文采用状态持续时间抽样法^[17],其原理如图2所示。对各场景中每一个元件的状态时间序列进行抽样,最后得到各场景的状态时间序列,从而计算各个可靠性指标。计算系统可靠性指标需要各元件的状态时间序列以及负荷、分布式电源的功率时间序列。

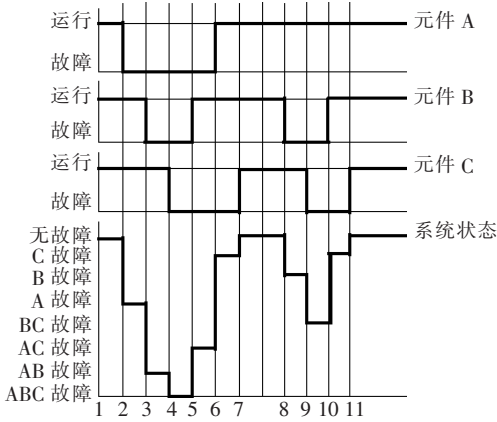


图2 状态持续时间抽样法原理

Figure 2 Principle of state duration sampling

本文采用两状态模型表示元件状态,每个元件都有其故障率 λ 和修复率 μ ,元件的状态持续时间受二者影响,抽样得到元件的正常工作时间 τ_1 和故障修复时间 τ_2 分别为

$$\tau_1 = -\frac{1}{\lambda} \ln U_1 \quad (5)$$

$$\tau_2 = -\frac{1}{\mu} \ln U_2 \quad (6)$$

式中 U_1, U_2 为 $[0, 1]$ 上的均匀分布随机数。

通过抽样获取 U_1, U_2 ,从而根据式(5)、(6)计算得到元件的状态持续时间,进而得到元件状态时间序列,最后综合所有元件的状态时间序列,可以获得系统的状态时间序列,具体步骤如下:

1) 确定元件的初始状态,无特殊情况时假定所有元件在初始时刻均处于运行状态;

2) 在保证各元件处在当前状态的情况下,根据式(5)、(6)对该情况的持续时间进行抽样处理;

3) 在给定的模拟总时间段 T 内,根据元件的正常工作时间和故障修复时间计算得到各元件的状态时间序列;

4) 综合每一场景内各元件的状态时间序列,可

以得到各场景的状态序列和持续时间,且在每一场景状态内,各元件状态不变。

2.2 多场景负荷削减策略

负荷和分布式电源出力情况取决于典型场景中的功率。在各场景下计算可靠性时,负荷和分布式电源的出力取该场景中相应的值。当出现系统故障时,如果电源出力小于负荷,则需要进行负荷削减。

根据系统状态时间序列可以判断出系统是否故障。系统故障包括变压器、馈线、断路器以及电源故障。尤其对于微电网来说,电源故障会导致大量负荷损失。对于固定的电量损失,本文采用的负荷削减策略可以使因停电造成的损失最小。

将负荷分为1、2、3级,每一级负荷的停电损失都不同,其中3级最少、1级最多。所以,理论上停电时应优先停3级负荷。

对于固定的停电量,所占比重应为3级负荷最大,其次2级,再1级负荷。最后停电量应该大于等于因电源故障造成的失电量或者实现1级负荷用户全部停电。

2.3 可靠性计算指标

在得到系统状态时间序列和负荷分布式电源情况之后,根据数据统计可以计算各种可靠性指标,本文采用的可靠性指标如表1所示,各指标计算公式分别为

$$\lambda_i = \sum_t \{a_t - a_{t-1}, a_t > a_{t-1}\} \quad (7)$$

$$U_i = \sum_t a_t \Delta t \quad (8)$$

$$\gamma_i = \frac{U_i}{\lambda_i} \quad (9)$$

$$S_{AIFI} = \frac{\sum_{i \in R} \lambda_i N_i}{\sum_{i \in R} N_i} \quad (10)$$

$$S_{AIDI} = \frac{\sum_{i \in R} U_i N_i}{\sum_{i \in R} N_i} \quad (11)$$

$$A_{SAI} = \frac{\sum_{i \in R} 8760 N_i - \sum_{i \in R} U_i N_i}{\sum_{i \in R} 8760 N_i} \quad (12)$$

$$E_{NS} = \sum_{i \in R} L_{ai} U_i \quad (13)$$

式(7)~(13)中 λ_i 为负荷点 i 的年故障停运率; a_t 为 t 时刻负荷点 i 的状态,故障为1,正常为0; U_i

为负荷点 i 的年平均停运时间; Δt 为元件状态序列中每个状态的时间间隔; γ_i 为负荷点 i 每次停电平均停运时间; S_{AIFI} 为系统平均停电频率; N_i 为负荷点 i 的用户总数; S_{AIDI} 为系统平均停电时间; A_{SAI} 为平均供电可用率; E_{NS} 为电量不足指标; L_{ai} 为负荷点 i 的平均负荷。

表 1 可靠性指标

Table 1 Reliability index

负荷点可靠性指标	系统可靠性指标
年故障停运率 λ	系统平均停电频率 SAIFI
年平均停运时间 U	系统平均停电时间 SAIDI
每次停电平均停运时间 γ	平均供电可用率 ASAI
	电量不足指标 ENS

3 基于多典型场景的可靠性计算方法

本文提出基于多典型场景的可靠性计算方法。首先,根据 k -means 算法中各类集的粒子个数建立典型场景概率分布模型,然后,根据全概率计算公式提出基于多典型场景的可靠性计算方法。

3.1 多典型场景概率分布模型

对一年内的电网大数据进行典型场景提取,每个典型场景代表该电网一年内的一段时间的潮流情况。因此,在进行计及多个典型场景的可靠性计算时,各场景的出现概率为该场景所占时长占全年时间的比值。在采用 k -means 算法对电网运行大数据进行典型场景的提取时,每一个聚类中心都是一个典型场景,而该类中所包含的粒子数量即为适用该场景的时间长度。因此,各典型场景的概率分布为

$$P_k = \frac{t_k}{T} \times 100\% = \frac{\sum_{x \in C_k} 1}{m} \times 100\% \quad (14)$$

式中 P_k 为第 k 个典型场景的出现概率; t_k 为第 i 个场景所占时长; T 为全年总时长。式(14)中最后一部分的分子表示属于第 k 个类的粒子个数。

3.2 基于多典型场景的可靠性计算方法

由于不同典型场景内各元件状态、负荷大小以及分布式电源出力不尽相同,如果仅采用一种场景对电网的可靠性进行估算,则将忽略其他状态下系统可靠性的变化^[18]。为了更加准确地评估电网的

可靠性,应该根据全年的数据综合计算。本文根据建立的典型场景提取模型、单个典型场景可靠性计算方法以及典型场景概率分布模型,采用全概率计算公式,提出基于多典型场景的可靠性计算公式为

$$F^i = \sum_k P_k f_k^i \quad (15)$$

式中 F^i 为第 i 个可靠性指标值; f_k^i 为第 k 个典型场景的第 i 个可靠性指标值。

根据式(15)可知,各个典型场景下的可靠性指标和其出现概率相乘后累加得到的综合可靠性指标,理论上可代表全年该电网的可靠性。基于多典型场景的可靠性计算流程如图 3 所示。

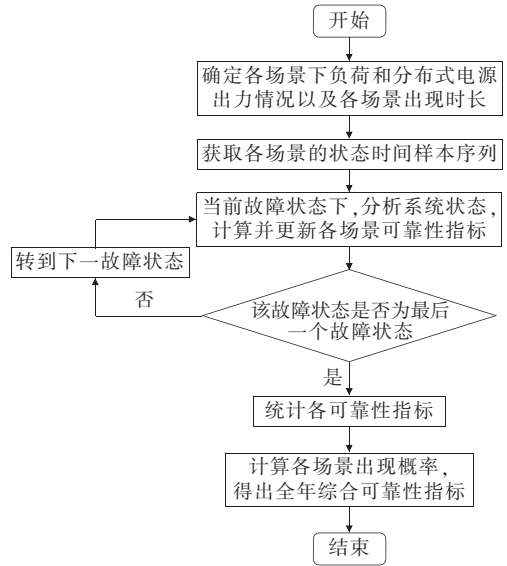


图 3 基于多典型场景的可靠性计算流程

Figure 3 Reliability calculation process based on multiple typical scenarios

4 算例分析

4.1 算例及参数

为测试本文所提的微网可靠性指标计算方法,以某改造微电网系统为例,将本文提出的基于典型场景采样的可靠性计算方法和传统的多状态法进行对比分析。该微电网由 300 台风力发电机组、500 个光伏电池板、10 台柴油机以及 100 个超级电容器组成,包含馈线 2 条、断路器 10 个、配电变压器 8 台、负荷点 8 个,各负荷点所占总负荷比例稳定,微电网系统如图 4 所示。

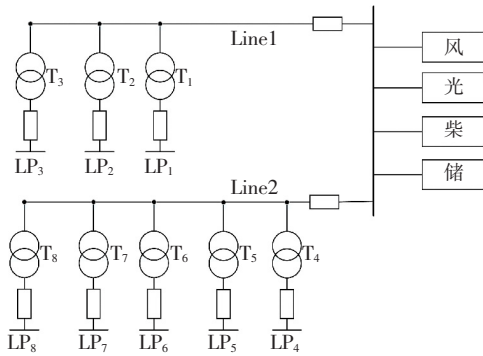


图4 城市微电网系统

Figure 4 Urban micro-grid system

该微网中风力发电机组、光伏电池板、储能装置等参数参考文献[19]。元件可靠性参数如表2所示；负荷点1~8所占总负荷比例以及用户数如表3所示。

表2 元件可靠性参数

Table 2 Component mid reliability parameter

元件	故障率/ (次/(台(km)·a))	修复率/ (次/(台(km)·a))	修复时间/ (h/次)
变压器	0.015	0.005	200.0
馈线	0.050	0.220	4.5
断路器	0.006	0.250	4.0
电源	0.005	0.010	100.0

表3 负荷点负荷比例及用户数

Table 3 Load point load ratio and number of users

负荷点	负荷比例%	用户数	负荷点	负荷比例%	用户数
1	15	1	5	4	18
2	8	40	6	11	1
3	27	120	7	9	45
4	20	2	8	6	23

选取台湾省马公市(119°33' 19"E, 23°34' 02"N)风速、光照强度数据为本文算例数据。

根据文1所述的基于大数据的电网运行典型场景提取方法,对负荷及分布式电源出力8760h的数据进行典型场景提取。首先为确定最佳的典型场景分类数,从2~94逐一设置聚类数并进行聚类计算,计算得到的 $V_{\text{validity}}(k)$ 指数曲线如图5所示,当聚类数为11时,聚类效果最好。因此,本文根据负荷及分布式电源出力大小,将全年划分为11个典型场景,同时设定拉丁超立方抽样中的抽样次数 $N=11$ 。每个典型场景内分别计算可靠性指标,最后得出全年综合可靠性指标值。

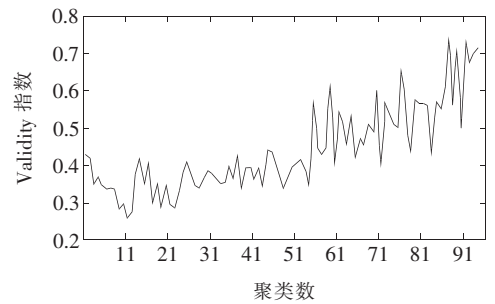


图5 Validity 指数曲线

Figure 5 Validity curve

4.2 基于典型场景的可靠性指标计算

各典型场景负荷及分布式电源出力情况如表4所示;根据文1.2对样本进行抽样提取,根据文2、3的计算方法对每一个场景进行可靠性指标计算,结果如表5~7所示。

表4 典型场景

Table 4 Typical scenario

典型场景	负荷/ MW	分布式 电源/MW	典型场景 小时数/h	典型场景 概率
1	0.67	3.89	234	0.027
2	0.49	3.00	631	0.072
3	0.35	1.18	1192	0.136
4	0.87	0.41	538	0.061
5	0.82	1.49	868	0.099
6	0.87	2.04	777	0.089
7	0.86	0.97	785	0.090
8	0.36	0.56	1080	0.123
9	0.41	2.36	1026	0.117
10	0.35	1.75	1193	0.136
11	1.06	2.68	436	0.050

表5 各节点年故障停运次数

Table 5 Annual outage of each node

场景	各节点年故障停运次数							
	1	2	3	4	5	6	7	8
1	0.4	0.4	0.4	0.3	0.2	0.1	0.2	0.2
2	0.5	0.5	0.5	0.4	0.5	0.4	0.4	0.4
3	0.2	0.3	0.3	0.1	0.1	0.2	0.2	0.2
4	0.8	12.0	4.7	1.1	7.6	1.1	10.0	2.8
5	0.4	2.2	0.8	0.4	2.3	0.3	2.2	0.4
6	0.3	0.3	0.3	0.2	0.1	0.1	0.2	0.2
7	0.4	2.8	2.3	0.3	2.6	0.3	2.6	0.4
8	0.3	0.2	0.4	0.2	0.2	0.2	0.2	0.3
9	0.3	0.4	0.2	0.1	0.2	0.2	0.2	0.1
10	0.2	0.6	0.3	0.3	0.4	0.3	0.4	0.4
11	0.3	0.4	0.3	0.4	0.3	0.4	0.2	0.4
年综合	0.3	1.5	0.8	0.3	1.1	0.3	1.3	0.4

表 6 各节点年平均停运时间

Table 6 Average annual outage time

场景	for each node h							
	各节点年平均停运时间							
	1	2	3	4	5	6	7	8
1	3.7	2.0	1.8	4.7	1.8	0.1	2.5	2.4
2	1.3	2.0	2.5	2.4	3.2	2.3	2.1	4.1
3	0.3	0.6	2.2	0.5	0.5	1.4	4.7	1.2
4	4.3	12.0	5.0	1.8	9.6	3.8	10.0	4.3
5	3.4	3.7	4.8	2.0	3.3	0.6	2.9	2.3
6	1.6	1.7	2.7	1.2	0.1	0.1	0.8	0.7
7	1.8	5.7	2.4	2.2	3.3	1.7	2.9	4.3
8	3.8	0.3	3.4	3.3	2.1	2.0	0.9	5.7
9	1.6	3.1	0.4	0.1	0.8	1.2	0.9	0.1
10	0.3	7.9	2.2	0.7	3.9	0.7	2.3	2.2
11	0.8	3.6	2.5	1.9	2.7	4.5	0.5	3.2
年综合	1.9	3.7	2.7	1.6	2.6	1.5	2.7	2.6

表 7 各节点每次停电平均时间

Table 7 Average outage time of each node h

场景	各节点每次停电平均时间							
	1	2	3	4	5	6	7	8
1	9.3	5.0	4.5	15.0	9.0	1.00	12.00	12.00
2	2.6	4.0	5.0	6.0	6.4	5.75	5.25	10.25
3	1.5	2.0	7.3	5.0	5.0	7.00	23.00	6.00
4	5.8	1.0	1.1	1.6	1.3	3.50	1.00	1.60
5	8.5	1.7	5.9	5.0	1.4	2.00	1.30	5.80
6	5.3	5.7	9.0	6.0	1.0	1.00	4.00	3.50
7	4.5	2.0	1.0	7.3	1.3	5.70	1.10	10.00
8	12.0	1.5	8.5	16.0	10.0	10.00	4.50	19.00
9	5.3	7.8	2.0	1.0	4.0	6.00	4.50	1.00
10	1.5	13.0	7.3	2.3	9.8	2.30	5.80	5.50
11	2.7	9.0	8.3	4.8	9.0	11.00	2.50	8.00
年综合	5.2	4.9	5.7	6.0	5.3	5.20	6.50	7.40

根据式(9)~(12)得出各场景系统可靠性指标,最终结果如表 8 所示。为了验证基于多典型场景采样的可靠性计算方法的快速、精准的特点,采用基于传统样本提取的可靠性计算方法对本算例进行计算,结果如表 9 所示。

同时,采用文献[20]中的蒙特卡洛法计算本文所提到的可靠性指标,将最终的结果与本文方法对比分析,3 种方法计算得到的电网可靠性指标值如图 6 所示,可以看出本文所提方法的精确性。

表 8 各场景系统可靠性指标结果

Table 8 Results of system reliability index of each scene

典型场景	系统平均停电频率	系统平均停电时间/h	平均供电可用率	电量不足指标/(MW·h)
1	0.33	2.04	0.999 8	1.729
2	0.47	2.54	0.999 7	1.142
3	0.26	2.16	0.999 8	0.515
4	6.87	7.4	0.999 2	4.674
5	1.35	3.91	0.999 6	2.559
6	0.26	1.80	0.999 8	1.285
7	2.24	3.24	0.999 6	2.285
8	0.31	2.57	0.999 7	1.057
9	0.22	0.93	0.999 9	0.352
10	0.38	3.23	0.999 6	0.706
11	0.31	2.39	0.999 7	2.435
年综合	0.99	2.80	0.999 7	1.447

表 9 传统样本提取法可靠性指标结果

Table 9 Reliability index results of traditional sample extraction method

各节点年故障停运次数							
1	2	3	4	5	6	7	8
0.4	0.7	0.4	0.3	0.4	0.2	0.4	0.3
各节点年平均停电时间/h							
1	2	3	4	5	6	7	8
2.7	1.9	2.4	2.2	2.4	1.6	1.9	2.6
各节点每次停电平均时间/h							
1	2	3	4	5	6	7	8
6.4	2.8	5.6	7.8	6.3	6.8	4.2	8.9
系统平均停电频率	系统平均停电时间/h	平均供电可用率	电量不足指标				
0.45	2.22	0.999 7	2.024				

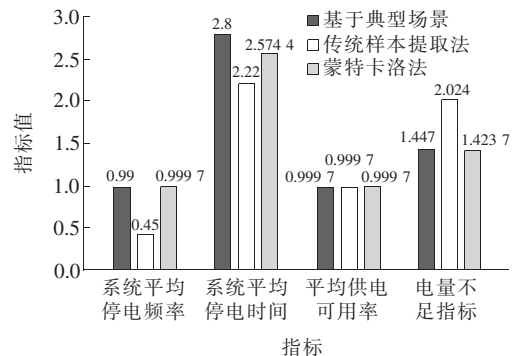


图 6 3 种方法结果对比

Figure 6 Comparison of the results of the two methods

本文方法与较为成熟的蒙特卡洛法相比较,最终计算结果的误差控制在允许范围内;本文方法与传统样本提取法相比,在准确度上有明显的优越性。在快速性方面,Matlab 运行环境下采用本文方法计算用时 290.61 s,而采用蒙特卡洛法则需要 328.52 s,表明本文方法在保证运算精度的情况下,能够有效地提升运算速度,减小运算难度及时间。因此,通过算例分析证明,本文所提出的基于典型场景采样的可靠性计算方法,在降低运算难度、提高运算效率的同时,可以较为精确地表征该电网的可靠性指标,证明了本文方法的有效性、可行性。

5 结语

本文所提方法的创新点:①考虑了负荷与分布式电源出力的时间关联性,在进行场景聚类时,将负荷和分布式电源出力 2 个变量同时看作粒子的数据点;②抽样时保证了样本采样频率与各对应场景概率一致,降低了不同场景之间的相关性以提高结果准确性;③利用大数据技术提高了可靠性评估的准确性,最终采取全概率公式得到了综合可靠性指标。

在大数据应用背景下,为了更加准确地计算独立型微网的可靠性指标,本文提出了基于多典型场景采样的可靠性计算方法。经过算例验证分析,可以得到以下结论:

1)根据 Validity 指数曲线确定典型场景最佳分类数,能够在有效地减少计算量的同时,准确表征电网全年运行场景;

2)相比传统样本提取法,本文提出的基于多典型场景采样的可靠性计算方法地计算结果更加准确;

3)相比于蒙特卡洛法,本文提出的基于多典型场景采样的可靠性计算方法,能够在保证准确性的前提下,使运算时长更短、运算更加快速。

因此,本文方法可以在一定程度上实现对微网可靠性指标高效精准地计算。未来可以在典型场景分布模型的建立上做进一步研究,使可靠性计算结果更准确。

参考文献:

[1] 颜湘武,王月茹,王星海.微网孤岛运行模式下新型频率控制方法[J].电力科学与技术学报,2018,33(1):11-15.

YAN Xiangwu, WANG Yueru, WANG Xinghai. A novel frequency control method for micro-grid in islanding operating mode[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2018, 33(1): 11-15.

[2] 高浩荣,陈羽,顾泽林.考虑微网和 HVDC 特性的电网黑启动优化[J].电网与清洁能源,2021,37(11):9-16.
GAO Haorong, CHEN Yu, GU Zelin. Grid black start optimization considering microgrid and HVDC characteristics[J]. Power System and Clean Energy, 2021, 37(11): 9-16.

[3] 慕明良,李守茂,孟祥鹤,等.考虑灵活性的冷热电联供型微网优化调度[J].智慧电力,2020,48(3):39-46+95.
MU Mingliang, LI Shoumao, MENG Xianghe, et al. Optimal scheduling of CCHP microgrid considering flexibility[J]. Smart Power, 2020, 48(3): 39-46+95.

[4] 宁超,张峰,李卫华,等.基于空间负荷布局的低碳主动配电网扩展规划研究[J].电网与清洁能源,2020,36(9):37-42.
NING Chao, ZHANG Feng, LI Weihua, et al. Research on expansion planning of low carbon active distribution network based on space load layout[J]. Power System and Clean Energy, 2020, 36(9): 37-42.

[5] 刘仕豪,吴耕涛,赵书强,等.计及微网对外供电的配电网可靠性评估[J].华北电力大学学报(自然科学版),2019,46(1):9-16.
LIU Shihao, WU Gengwei, ZHAO Shuqiang, et al. Distribution system reliability evaluation considering micro-grid's electricity transmission to outer net[J]. Journal of North China Electric Power University(Natural Science Edition), 2019, 46(1): 9-16.

[6] 唐巍,闫涛,王越,等.基于停电序列多状态模型的含微网配电系统可靠性评估[J].电网技术,2019,43(1):285-293.
TANG Wei, YAN Tao, WANG Yue, et al. Reliability evaluation of distribution network containing microgrids based on multi-state power interruption sequence model[J]. Power System Technology, 2019, 43(1): 285-293.

[7] 葛少云,王浩鸣,王源山,等.含分布式风光蓄的配电系统可靠性评估[J].电力系统自动化,2012,36(5):16-23.
GE Shaoyun, WANG Haoming, WANG Yuanshan, et al. Reliability evaluation of distribution system including distributed wind turbines, photovoltaic arrays and bat-

- teries[J]. Automation of Electric Power Systems, 2012, 36(5):16-23.
- [8] 苗友忠,李顺昕,雷为民,等.考虑用户负荷类型的含分布式电源的配电网可靠性评估[J].电力科学与技术学报,2020,35(2):93-99.
MIAO Youzhong, LI Shunxin, LEI Weimin, et al. Reliability evaluation of distribution network with distributed generation considering customer sectors[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2020, 35(2):93-99.
- [9] 邱继业.基于大数据技术的配电网运行可靠性研究[J].河南科技,2019(32):33-35.
QIU Jiye. Operation reliability of distribution network under large-data technical support [J]. Henan Science and Technology, 2019(32):33-35.
- [10] 琚泽立,朱跃,蒲路,等.配电网电压综合补偿方法研究[J].高压电器,2020,56(4):235-240.
JU Zeli, ZHU Yao, PU Lu, et al. Study on the voltage integrated compensation method of distribution network[J]. High Voltage Apparatus, 2020, 56(4):235-240.
- [11] 赵川,赵明,路学刚,等.基于大数据的城市低压配电网运行可靠性评估[J].通信电源技术,2019,36(2):42-43.
ZHAO Chuan, ZHAO Ming, LU Xuegang, et al. Reliability evaluation of urban low voltage distribution network based on big data[J]. Telecom Power Technology, 2019, 36(2):42-43.
- [12] 盛梦雨.基于大数据技术的配电系统可靠性分析[D].武汉:华中科技大学,2017.
- [13] 陈岩,靳伟,王文宾,等.兼顾区域自律和消纳品质的配电网新能源消纳能力分析[J].中国电力,2021,54(9):143-155.
CHEN Yan, JIN Wei, WANG Wenbin, et al. Analysis method of new energy consumption capacity of distribution network taking into account regional self-discipline and consumption quality [J]. Electric Power, 2021, 54(9):143-155.
- [14] 张心洁,葛少云,刘洪,等.智能配电网综合评估体系与方法[J].电网技术,2014,38(1):40-46.
ZHANG Xinjie, GE Shaoyun, LIU Hong, et al. Comprehensive assessment system and method of smart distribution grid[J]. Power System Technology, 2014, 38(1):40-46.
- [15] 刘辉,汪旒,韦化,等.发电机组目标全息反馈大范围稳定控制设计[J].中国电机工程学报,2009,29(31):21-26.
LIU Hui, WANG Ni, WEI Hua, et al. Global asymptotic stable coordinated control with objective holo-graphic feedbacks for the turbo-generator set[J]. Proceedings of the CSEE, 2009, 29(31):21-26.
- [16] 明月.单纯形上的拉丁超立方抽样及其改进[D].苏州:苏州大学,2016.
- [17] 彭云豪,董西建,周海强,等.电网安全稳定控制系统可靠性评估[J].电力系统保护与控制,2020,48(13):123-131.
PENG Yunhao, DONG Xijian, ZHOU Haiqiang, et al. Reliability evaluation of power grid security and stability control system [J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(13):123-131.
- [18] NOURELDEEN O, HAMDAN I. Design of robust intelligent protection technique for large-scale grid-connected wind farm[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2018, 3(1):1-13.
- [19] 王杨.基于时序蒙特卡洛模拟的微电网可靠性分析[D].重庆:重庆大学,2014.
- [20] 杜江.基于蒙特卡洛法的电力系统可靠性评估算法研究[D].杭州:浙江大学,2015.