

DOI:10.12158/j.2096-3203.2020.06.031

基于LHS与BR的风电出力场景分析研究

车兵¹, 李轩², 郑建勇², 付慧³, 丁群晏⁴

(1. 国网江苏省电力有限公司淮安供电分公司, 江苏 淮安 223002; 2. 东南大学电气工程学院, 江苏 南京 210096; 3. 国网江苏省电力有限公司, 江苏 南京 210024; 4. 国网江苏省电力有限公司电力科学研究院, 江苏 南京 211103)

摘要: 为了有效分析风电出力的场景特征, 文中基于风速的不确定特性, 构建基于拉丁超立方抽样(LHS)与后向缩减法(BR)的场景分析模型, 为快速分析任意时段的风电出力提供重要依据。文中首先分析风速特征, 阐述风速符合的威布尔(Weibull)分布; 其次拟合各时刻 Weibull 分布的参数值, 提出基于 LHS 的场景生成方法; 然后构建 BR 场景缩减模型, 使得到的若干条曲线能够更大程度表征原始场景的变化特征; 最后, 通过算例分析验证文中所提方法在紧密性(CP)、间隔性(SP)以及戴维森堡丁指数(DBI)上均优于传统的 K-means 聚类算法, 即缩减后的场景能更好地代替原始场景。

关键词: 场景生成; 场景缩减; 威布尔(Weibull)分布; 拉丁超立方抽样(LHS); 后向缩减法(BR)

中图分类号: TM71

文献标志码: A

文章编号: 2096-3203(2020)06-0213-07

0 引言

风力发电具有无燃料成本、无污染等优点, 是目前可再生能源研究和开发的重点之一^[1-3]。而受天然条件制约, 风力的随机性和波动性是研究的难点。场景分析技术是表征风电出力的常见方法, 包括场景生成与场景缩减两部分。场景生成根据研究对象的概率分布函数或统计特征, 通过抽样来获得大量具有随机特征的场景。场景缩减通过数据分析减少相似场景的数量, 降低计算复杂度。若能利用反映风速特征的场景生成方法准确生成大量场景, 然后利用场景缩减方法, 在保证精确性的同时减少相似场景的数量并得到相应的风电出力曲线, 则将对电网规划设计、风电接纳能力评估、电源优化配置、储能规划及运行调度等具有重要意义。

在场景生成的研究中, 文献[4-5]利用蒙特卡罗抽样法得到大规模风电场景集; 文献[6]采用反向传播(back propagation, BP)神经网络对风电功率进行预测, 进而生成风电出力的概率场景。此外, 还有学者利用自回归滑动平均(auto-regressive and moving average, ARMA)误差模型、非参数的概率预测等方法进行场景生成^[7-8]。场景生成的关键是保证生成的数据集能反映自身概率密度及总体特征。

在场景缩减的研究中, 大多采用聚类分析法对相似场景进行缩减。文献[9]通过计算聚类有效性指标, 解决了传统 K-means 算法无法给出最佳聚类

数的问题; 文献[10]针对待划分数据与聚类中心的距离等计算量大的部分, 采用图形处理单元进行加速处理。此类方法对初始聚类中心要求高, 且对离群点和噪声点敏感。另有研究人员使用 K-中心点聚类、分层聚类等方法进行场景缩减^[11-12], 此类方法步骤繁多, 计算复杂, 且分层聚类受奇异值的影响很大。

文中基于风速的不确定特性, 建立基于拉丁超立方抽样(Latin hypercube sampling, LHS)与后向缩减法(backward reduction, BR)的场景分析模型。首先在拟合风速概率分布参数值的基础上, 利用 LHS 完成场景生成; 然后建立计及场景概率的 BR 模型, 在每次场景缩减后更新各个场景的概率, 并应用到下一次的缩减中, 克服一般聚类法未计及概率的缺陷; 最后利用紧密性(compactness, CP)、间隔性(separation, SP)以及戴维森堡丁指数(Davies-Bouldin index, DBI)验证模型的有效性 with 准确性。

1 风电出力特性分析

风能是受天然条件制约的间歇性能源。风速是影响风能的最主要因素之一, 近年来国内外学者对风速概率分布进行了大量研究, 提出了拟合风速概率分布的模型, 如对数正态分布、瑞利分布、威布尔(Weibull)分布等^[9]。实践证明, Weibull 分布对风速概率分布的拟合最为精确^[13-15]。

Weibull 分布的概率密度函数为:

$$f(v) = \frac{k}{c} \left(\frac{v}{c} \right)^{k-1} e^{-(v/c)^k} \quad (1)$$

收稿日期: 2020-05-01; 修回日期: 2020-06-15

基金项目: 国家重点研发计划资助项目(2018YFB1500800)

Weibull 分布的累积分布函数为:

$$F(v) = 1 - e^{-(v/c)^k} \quad (2)$$

式中: k 为形状参数; c 为尺度参数; v 为平均风速。

k 与 c 的大小决定了平均风速的波动范围与程度。图 1 为不同的 k 与 c 情况下风速 Weibull 分布概率密度。

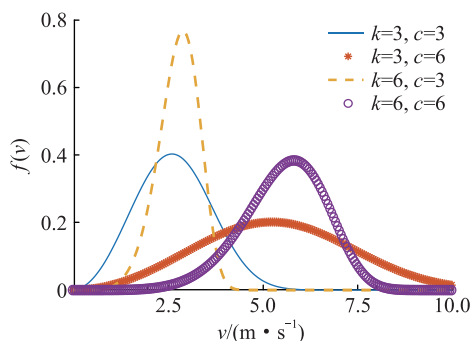


图 1 风速 Weibull 分布概率密度
Fig.1 Probability density of wind speed Weibull distribution

风电出力与风速密切相关,风电功率与风速的关系为^[16]:

$$P = \begin{cases} 0 & v < v_{in}, v > v_{off} \\ P_n & v_n \leq v \leq v_{off} \\ \frac{v - v_{in}}{v_n - v_{in}} P_n & v_{in} \leq v < v_n \end{cases} \quad (3)$$

式中: v_n 为风机额定风速; v_{in} 为风机切入风速; v_{off} 为风机切出风速; P_n 为风机额定输出功率。

与风速一样,风电出力具有随机性、波动性、间歇性等特点^[9,15]。随机性指具有某种统计特性的事件集合中每个事件表现出来的不确定性;波动性指在短时间内,某事件发生大幅上升或大幅下降的统计性指标;间歇性指幅值变化不连贯,且在短时间内具有强跳跃性的统计性指标。风电出力具有的不确定性严重制约了风力发电的大规模并网,因此对风电出力变化特性的研究是解决大规模风电并网问题的关键。

2 基于 LHS 与 BR 的场景分析

2.1 场景分析概述

在处理风电出力不确定性的研究中,广泛采用 3 种方法:模糊规划法、机会约束规划法以及场景分析方法^[11]。文中采用场景分析法处理风电出力不确定性问题,场景分析主要分为场景生成和场景缩减 2 部分。场景生成是指根据研究对象的概率分布函数或统计特征,通过抽样等方法获得具有不确定性特征的大规模场景,可用集合 $S = \{S_1, S_2, \dots, S_N\}$ 表示。场景缩减则通过对集合 S 进行数据分析,减

少相似场景数目,获得期望的场景数,降低计算复杂度。最终剩下的少量经典场景集可用集合 $K = \{K_1, K_2, \dots, K_M\}$ 表示,该集合能较大程度地表征原始场景随机变量特性。具体过程如图 2 所示。

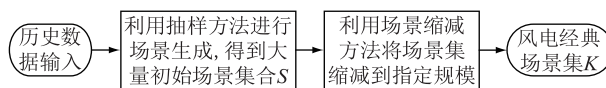


图 2 场景分析步骤

Fig.2 Steps of scenario analysis

2.2 基于 LHS 的场景生成算法

LHS 是一种分层抽样法,将一个大区间划分为若干个固定的小区间,每个小区间内只抽样 1 次。假设对 N 维向量空间进行 M 次抽样,且对每一维进行的都是 0-1 均匀抽样,则可用 $N \times M$ 阶的矩阵 A 存储中间过程,用 $N \times M$ 阶的矩阵 B 存储样本点坐标^[17-19]。将 N 维向量空间中的每一维都等分成 M 个区间,如图 3 所示。

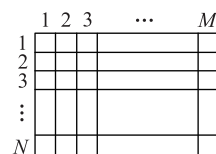


图 3 LHS 空间划分

Fig.3 Spatial division of LHS

对 N 维向量空间统一处理。从第 1 个子区间(第 1 列)中随机抽取 N 个值 $P_{11}, P_{21}, \dots, P_{N1}$ 构成 1 个列向量 $P_1 = (P_{11}, P_{21}, \dots, P_{N1})^T$, 作为矩阵 A 的第 1 列。同理 $P_2 = (P_{12}, P_{22}, \dots, P_{N2})^T$ 作为矩阵 A 的第 2 列。以此类推,直到 $P_M = (P_{1M}, P_{2M}, \dots, P_{NM})^T$ 作为矩阵 A 的最后 1 列。

$$A = \begin{bmatrix} P_{11} & P_{12} & \dots & P_{1M} \\ P_{21} & P_{22} & \dots & P_{2M} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ P_{N1} & P_{N2} & \dots & P_{NM} \end{bmatrix} \quad (4)$$

保证 A 的维数次序不变,将 A 的每 1 行都随机打乱顺序,得到存储样本点坐标的矩阵 B 。

$$B = \begin{bmatrix} P_{1b} & P_{1d} & \dots & P_{1a} \\ P_{2g} & P_{2h} & \dots & P_{2f} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ P_{Nr} & P_{Nt} & \dots & P_{Ns} \end{bmatrix} \quad (5)$$

矩阵 B 的每个列向量都表示 1 个样本点。矩阵 B 共有 M 列,即表示利用 LHS 抽样得到 M 个样本点。

为了反映该地风速的总体特征,提出一种结合风速概率分布与 LHS 的场景生成方法。由于风速

近似符合 Weibull 分布,故已知各时刻风速的 Weibull 分布形状参数 k 与尺度参数 c ,即可通过累积分布函数的反函数运算,将矩阵 \mathbf{B} 中的各个样本点转化为风速场景。文中选用平均风速与标准差拟合法计算 Weibull 分布参数^[20],即:

$$\mu = \bar{v} = \frac{1}{N} \sum v_i \quad (6)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum (v_i - \bar{v})^2} \quad (7)$$

$$k = \left(\frac{\sigma}{\mu} \right)^{-1.086} \quad (8)$$

$$c = \frac{\mu}{\Gamma\left(1 + \frac{1}{k}\right)} \quad (9)$$

式中: μ 为均值; σ 为标准差; v_i 为每天固定时刻的风速观测值; N 为观测总天数; $\Gamma(x)$ 为伽马函数。

得到每个时刻的参数 k 与 c 后,利用 Weibull 累积分布函数的反函数进行计算,将矩阵 \mathbf{B} 中的各个样本点转化为风速场景。该场景可用矩阵 \mathbf{C} 表示。

$$\mathbf{C} = \begin{bmatrix} v_{1b} & v_{1d} & \cdots & v_{1a} \\ v_{2g} & v_{2h} & \cdots & v_{2f} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ v_{Nr} & v_{Ns} & \cdots & v_{Ns} \end{bmatrix} \quad (10)$$

\mathbf{C} 中每个行向量即代表 1 个场景集。按照 1 d 小时数划分,假设 $M=24$,则 v_{1b} 为第 1 个场景集中 00:00—01:00 的风速, v_{1d} 为第 1 个场景集中 01:00—02:00 的风速, v_{1a} 为第 1 个场景集中 23:00—24:00 的风速, v_{2g} 为第 2 个场景集中 00:00—01:00 的风速。依此类推,共得到 N 个场景集,每个场景集中共有 24 个数据。

2.3 基于 BR 的场景缩减算法

经 LHS 法得到的风速数据量庞大,各场景之间相似度很高。为更有效地将相近场景合并,文中基于 BR 构建场景缩减模型^[21-22],从而对大量数据进行处理。

定义 $w_i = (v_{i,1}, v_{i,2}, \cdots, v_{i,t}, \cdots, v_{i,T})$,其中 $v_{i,t}$ 为第 i 个场景 t 时刻的风速;场景 w_i 发生的概率为 p_i 。场景 w_i 与场景 w_j 的距离定义为:

$$d(w_i, w_j) = \sqrt{\sum_{t=0}^T (v_{i,t} - v_{j,t})^2} \quad (11)$$

场景缩减的目标是使缩减前与缩减后保留的场景集合间的概率距离,即式(12)最小。

$$\sum_{i \in J} p_i \times \text{mind}(w_i, w_j) \quad j \notin J \quad (12)$$

式中: J 为场景缩减所删除的场景集合,即“弃用集”,场景数目事先给定。

进行场景缩减合并,步骤为:

(1) 令弃用集 $J=J_0$ 为空集。

(2) 在第 k 次迭代中,判断需要删除的场景 l_k ,使式(13)在场景 $l(l \notin J_{k-1})$ 为 l_k 时最小。

$$\sum_{i \in J_{k-1} \cup \{l\}} p_i \times \text{mind}(w_i, w_j) \quad j \notin J_{k-1} \cup \{l\} \quad (13)$$

(3) 删除场景 l_k 至弃用集 J ,即令 $J_k = J_{k-1} \cup \{l_k\}$,然后进行第 $k+1$ 次迭代。

(4) 如果 k 小于 J 的场景数目,则重复步骤(2),否则进行步骤(5)。

(5) 弃用集 J 中的场景 i 由距离其最近的场景 j 替代,保留下来的场景 j 的概率 p_j 变为 p_j 与所有被场景 j 替代的场景概率之和。即:

$$p'_j = p_j + \sum_{i \in J(j)} p_i \quad (14)$$

式中: $J(j)$ 为弃用集 J 中所有被场景 j 替代的场景; p'_j 为缩减后保留下来的场景 j 发生的概率。

2.4 评价指标

对于场景缩减后得到的典型场景集,可采用聚类算法中的客观评价指标 CP 和 SP 进行分析。CP 代表每个弃用场景到对应保留场景的平均距离,值越低表示类内距离越近,效果越好。SP 代表各保留场景两两之间的平均距离,值越高表示类间距离越远,效果越好。而将二者综合可得 DBI,DBI 越小表示类内距离越小,类间距离越大则效果越好^[23]。3 个指标的计算为:

$$i_{\text{CP}} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \left(\frac{1}{|J|} \sum_{x_i \in J} \|x_i - w_i\|_2 \right) \quad (15)$$

$$i_{\text{SP}} = \frac{2}{k^2 - k} \sum_{i=1}^k \sum_{j=i+1}^k \|w_i - w_j\|_2 \quad (16)$$

$$i_{\text{DBI}} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \max \frac{\bar{C}_i + \bar{C}_j}{\|w_i - w_j\|_2} \quad j \neq i \quad (17)$$

式中: x_i 为弃用集中第 i 个场景; w_i 为 x_i 对应的保留集中的场景; k 为保留的场景数目; J 为最终的弃用场景集; \bar{C}_i, \bar{C}_j 分别为任意两类别的类内平均距离。

综上所述,基于 LHS 与 BR 的场景分析实现方法如图 4 所示。

3 算例分析

3.1 场景分析模型在实际中的应用

选取美国华盛顿杜勒斯国际机场 2010 年的平均风速数据,即 2010-01-01 00:00:00—2010-12-31 23:00:00,共 8 760 h。对该地全年风速的概率密度进行拟合,如图 5 所示。图中,蓝色表示样本直方图,红色表示拟合曲线。

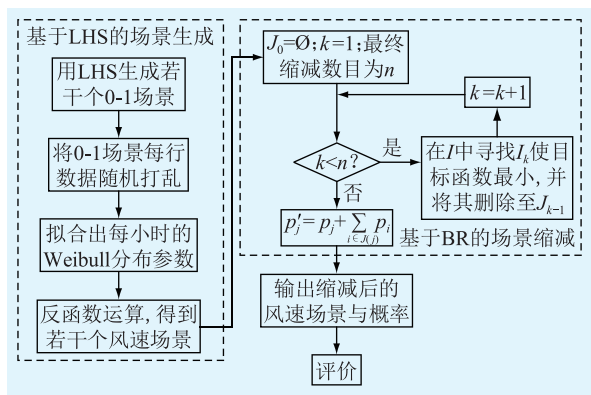


图4 基于LHS与BR的场景分析流程

Fig.4 Scenario analysis flow based on LHS and BR

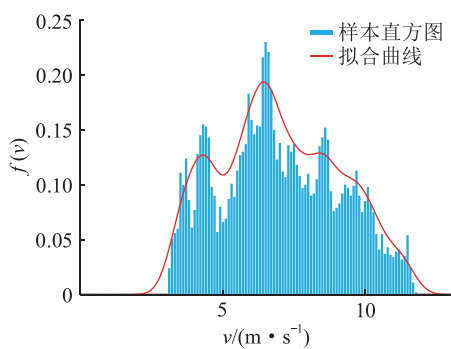


图5 全年风速的概率密度

Fig.5 Probability density of wind speed throughout the year

由图5可知,全年风速大致符合Weibull分布,且风速与风电出力的很多特征都很相似。为了使结果更加精确,可以采用符合Weibull分布的风速数据进行计算,在场景缩减后再将其转化为风电出力数据^[17]。将数据按24h进行划分,每个小时均有365个数据。每个小时拟合出的参数k与c如表1所示。

表1 Weibull分布的参数拟合

Table 1 Parameter fitting of Weibull distribution

t/h	k	c	t/h	k	c	t/h	k	c
1	6.1	5.7	9	12.1	7.7	17	12.6	10.1
2	6.4	5.4	10	11.7	8.8	18	13.2	9.8
3	6.1	5.2	11	11.1	9.3	19	14.8	8.8
4	6.4	5.2	12	12.2	9.6	20	13.4	7.5
5	6.0	5.0	13	13.3	9.9	21	9.6	6.7
6	6.4	4.9	14	12.4	10.2	22	7.9	6.4
7	7.1	5.0	15	12.7	10.2	23	8.2	6
8	16.9	6.0	16	13.0	10.3	24	6.6	5.8

利用LHS生成200个场景,每个场景均由24个0-1数据组成。由于已知每一时刻的参数k与c,对该0-1数据利用Weibull累积分布函数的反函数

进行运算,即得到对应风速。图6为生成的200个场景的风速曲线。

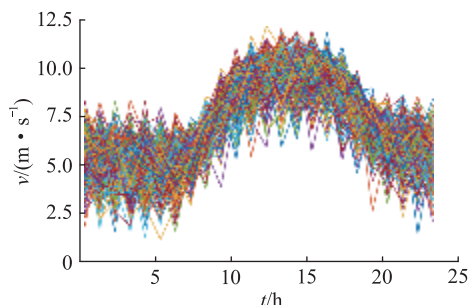


图6 200个场景的风速曲线

Fig.6 Wind speed curves of 200 scenarios

由图6可知,一旦已知某个时刻的参数k与c,生成的风速值仅在一定范围内变化。但不排除在第23个时刻风速达到2 m/s以下此类特殊情况。由于此时需使累积分布函数的值无限趋近于0,而满足这个条件的概率非常小,因此可忽略第23个时刻的风速值。

将生成的场景导入BR模型,得到20条曲线,即缩减后的20个场景。如图7所示。每个场景的概率如表2所示。

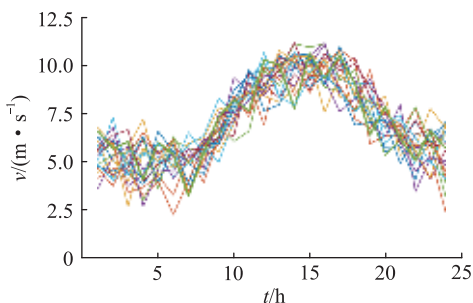


图7 利用BR得到的20条风速曲线

Fig.7 20 wind speed curves obtained by BR

表2 BR得到的场景概率

Table 2 Scenario probability obtained by BR

场景	概率/%	场景	概率/%	场景	概率/%
1	5.5	8	2.0	15	4.5
2	6.0	9	6.5	16	11.0
3	3.5	10	7.5	17	1.5
4	2.5	11	4.5	18	4.5
5	4.0	12	8.0	19	1.0
6	3.5	13	3.0	20	9.5
7	10.5	14	1.0		

参考文献[24]的机组参数,额定功率 P_n 为1.5 MW;切入风速 v_{in} 为3 m/s;额定风速 v_n 为10.5 m/s;切出风速 v_{out} 为20 m/s。将风速数据转化为风电出力数据,得到的缩减场景如图8所示。

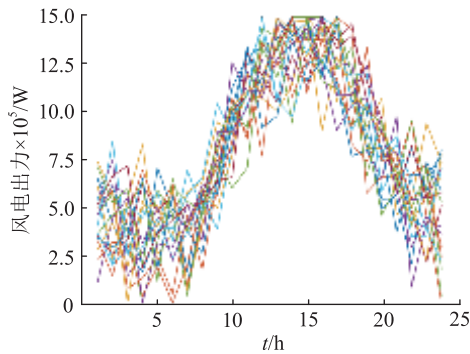


图8 利用BR得到的20条风电出力曲线

Fig.8 20 wind power output curves obtained by BR

3.2 模型对比

另一种场景缩减方法为聚类法,最常用的是 K -means 聚类,与 BR 的思路不同, K -means 聚类需要事先选定 k 个样本点作为初始均值向量,然后计算所有样本点与均值向量之间的距离,取最短距离对应的均值向量作为该点的簇标记。

在每一次循环后, K -means 聚类会将簇的均值向量更新,进而在下一次循环中使用。而 BR 计及了场景概率,在每一次循环后将相似场景的概率相加至保留下来的场景中。若大量场景相似,将场景概率转移可在最终结果体现此类场景的比重。若像聚类算法一样仅对距离进行计算,则在结果中很难体现相似场景的数量或密度。此外, K -means 聚类最终得到的是若干个簇中心,并不是真实的场景值,而 BR 得到的是场景生成的真实数据。利用 K -means 聚类算法得到的风速曲线如图 9 所示。

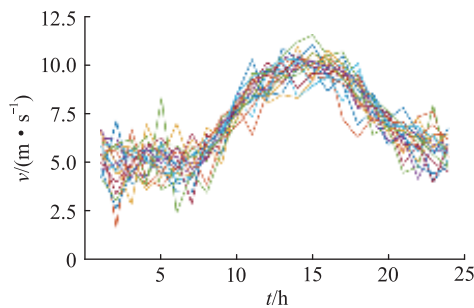


图9 利用 K -means 聚类算法得到的20条风速曲线

Fig.9 20 wind speed curves obtained by K -means clustering algorithm

将 BR 与 K -means 聚类算法得到的数据按照评价指标进行对比,结果如表 3 所示。

表3 BR 与 K -means 聚类算法的结果对比

Table 3 Result comparison of BR and K -means clustering algorithm

算法	CP	SP	DBI
K -means	0.169	0.823	0.184
BR	0.126	1.063	0.107

由表 3 可知,BR 在 CP、SP 和 DBI 方面,缩减效果均优于 K -means 聚类算法,最终得到的缩减场景也能更好地代替原始场景。

4 结语

文中针对风电出力的不确定性问题,提出了一种计及风速概率、反映总体特征的 LHS 场景生成方法,并构建了 BR 模型,对大量场景进行消纳。计算结果表明该模型的缩减效果优于 K -means 聚类方法。所提方法在电网安排调度方案时能准确把握不确定性场景的概率信息,使规划方案更大程度地满足包含不确定性电源的电力系统需求。在把握经典场景集概率的基础上,有效规避了不确定性电源引起的安全风险,保障电力系统安全稳定运行。

本文得到国网江苏省电力有限公司科技项目(J2019010)资助,谨此致谢!

参考文献:

- [1] LIU Y, WANG H, HAN S, et al. Quantitative method for evaluating detailed volatility of wind power at multiple temporal-spatial scales [J]. *Global Energy Interconnection*, 2019, 2(4): 318-327.
- [2] 段德默,苗世洪,李力行,等. 基于 Copula 理论的风光联合出力典型场景生成方法[J]. *供用电*, 2018, 35(7): 13-19.
DUAN Simo, MIAO Shihong, LI Lixing, et al. Wind-optical joint output typical scene generation method based on Copula theory [J]. *Distribution & Utilization*, 2018, 35(7): 13-19.
- [3] 董伟,杨强,葛磊蛟,等. 基于混合智能模型的分布式风力发电预测方法[J]. *供用电*, 2019, 36(1): 34-39.
DONG Wei, YANG Qiang, GE Leijiao, et al. A distributed wind power prediction method based on hybrid intelligent model [J]. *Distribution & Utilization*, 2019, 36(1): 34-39.
- [4] 艾欣,周树鹏,赵阅群. 基于场景分析的含可中断负荷的优化调度模型研究[J]. *中国电机工程学报*, 2014, 34(S1): 25-31.
AI Xin, ZHOU Shupeng, ZHAO Yuequn. Research on optimal dispatch model considering interruptible loads based on scenario analysis [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2014, 34(S1): 25-31.
- [5] 张晓辉,闫柯柯,卢志刚,等. 基于场景概率的含风电系统多目标低碳经济调度[J]. *电网技术*, 2014, 38(7): 1835-1841.
ZHANG Xiaohui, YAN Keke, LU Zhigang, et al. Scenario probability based multi-objective optimized low-carbon economic dispatching for power grid integrated with wind farms [J]. *Power System Technology*, 2014, 38(7): 1835-1841.
- [6] 周松林,茆美琴,苏建徽. 风电功率短期预测及非参数区间估计[J]. *中国电机工程学报*, 2011, 31(25): 10-16.
ZHOU Songlin, MAO Meiqin, SU Jianhui. Short-term forecasting of wind power and non-parametric confidence interval estimation [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2011, 31(25): 10-16.
- [7] 邹斌,李冬. 基于有效容量分布的含风电场电力系统随机生

- 产模拟[J]. 中国电机工程学报,2012,32(7):23-31,187.
ZOU Bin,LI Dong. Power system probabilistic production simulation with wind generation based on available capacity distribution[J]. Proceedings of the CSEE,2012,32(7):23-31,187.
- [8] 王彩霞,鲁宗相,乔颖,等. 基于非参数回归模型的短期风电功率预测[J]. 电力系统自动化,2010,34(16):78-82,91.
WANG Caixia,LU Zongxiang,QIAO Ying, et al. Simulation on wind power grid integration capacity and low voltage ride-through characteristics in an isolated power system[J]. Automation of Electric Power Systems,2010,34(16):78-82,91.
- [9] 解蛟龙. 风/光/负荷典型场景缩减方法及在电网规划中的应用[D]. 合肥:合肥工业大学,2017.
XIE Jiaolong. Wind/light/load typical scene reduction method and its application in power grid planning[D]. Hefei:Hefei University of Technology,2017.
- [10] 吴霜,季聪,孙国强. 基于 CUDA 技术的海量电力负荷曲线聚类算法[J]. 电力工程技术,2018,37(4):65-70.
WU Shuang,JI Cong,SUN Guoqiang. A clustering algorithm based on CUDA technology for massive electric power load curves[J]. Electric Power Engineering Technology,2018,37(4):65-70.
- [11] 王群. 风/光经典场景集的生成方法及应用[D]. 杭州:浙江大学,2015.
WANG Qun. A wind power/photovoltaic typical scenario set generation algorithm and its application[D]. Hangzhou:Zhejiang University,2015.
- [12] 刘汝琛. 基于实测数据的地区风电出力的典型场景选取[D]. 北京:华北电力大学,2016.
LIU Ruchen. Typical scenarios selection of wind power output based on measured data[D]. Beijing:North China Electric Power University,2016.
- [13] 彭虎,郭钰锋,王松岩,等. 风电场风速分布特性的模式分析[J]. 电网技术,2010,34(9):206-210.
PENG Hu,GUO Yufeng,WANG Songyan, et al. Pattern analysis on characteristics of wind speed distribution in wind farms[J]. Power System Technology,2010,34(9):206-210.
- [14] AKDAG S A,DINLER A. A new method to estimate Weibull parameters for wind energy applications[J]. Energy Conversion and Management,2009,50(7):1761-1766.
- [15] 邹京希,秦汉,刘东,等. 风储联合发电系统中储能系统的优化调度和配置[J]. 供用电,2019,36(9):86-92.
ZOU Jingxi,QIN Han,LIU Dong, et al. Optimal scheduling and configuration of energy storage system in wind storage combined generation system[J]. Distribution & Utilization,2019,36(9):86-92.
- [16] WANGDEE W,BILLINTON R. Considering load-carrying capability and wind speed correlation of WECS in generation adequacy assessment[J]. IEEE Transactions on Energy Conversion,2006,21(3):734-741.
- [17] 陈臻,吴文传,张伯明,等. 基于多场景技术的有源配电网可靠性评估[J]. 中国电机工程学报,2012,32(34):67-73,11.
CHEN Can,WU Wenchuan,ZHANG Boming, et al. An active distribution system reliability evaluation method based on multiple scenarios technique[J]. Proceedings of the CSEE,2012,32(34):67-73,11.
- [18] QIAN Chen,ZUO Lili,WU Changchun, et al. Supply adequacy assessment of the gas pipeline system based on the Latin hypercube sampling method under random demand[J]. Journal of Natural Gas Science and Engineering,2019,71:1-12.
- [19] MALONE B P,MINANSY B,BRUNGARD C. Some methods to improve the utility of conditioned Latin hypercube sampling[J]. PeerJ,2019.
- [20] 徐卫民,张星琳,孔新红. 三种计算风速威布尔分布参数的比较[J]. 江西电力,2007(1):1-3.
XU Weimin,ZHANG Xinglin,KONG Xinhong. Comparison of three kinds of calculation parameters of wind speed Weibull distribution[J]. Jiangxi Electric Power,2007(1):1-3.
- [21] GROWE-KUSKA N,HEITSCH H,ROMISCH W. Scenario reduction and scenario tree construction for power management problem[C]//Power Tech Conference Proceedings. IEEE,2003.
- [22] 雷宇. 基于场景分析的含风电场电力系统机组组合问题的研究[D]. 济南:山东大学,2013.
LEI Yu. Studies on unit commitment considering wind power based on scenario analysis in power systems[D]. Jinan:Shandong University,2013.
- [23] 张雪. 可能性聚类有效性评价研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨理工大学,2014.
ZHANG Xue. Study of evaluation of effectiveness evaluation on validity clustering[D]. Harbin:Harbin University of Science and Technology,2014.
- [24] 任岩,胡雷鸣,黄今. 基于 SCADA 数据的风力发电机组振动的相关性分析与研究[J]. 水力发电,2019,45(4):106-109.
REN Yan,HU Leiming,HUANG Jin. Correlation analysis on the vibration of wind turbine based on SCADA data[J]. Water Power,2019,45(4):106-109.

作者简介:



车兵

车兵(1968),男,硕士,高级工程师,从事电力系统施工、生产、运行相关工作(E-mail:che3510@sina.com);

李轩(1997),男,硕士在读,研究方向为电力系统及其自动化;

郑建勇(1966),男,博士,教授,博士生导师,研究方向为电力系统及其自动化。

Scenario analysis of wind power output based on LHS and BR

CHE Bing¹, LI Xuan², ZHENG Jianyong², FU Hui³, DING Qunyan⁴

(1. State Grid Huaian Power Supply Company of Jiangsu Electric Power Co., Ltd., Huaian 223002, China;

2. School of Electrical Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China;

3. State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd., Nanjing 210024, China;

4. State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd. Research Institute, Nanjing 211103, China)

Abstract: In order to effectively analyze the scenario characteristics of wind power output, scenario analysis model based on Latin hypercube sampling (LHS) and backward reduction (BR) for the uncertain characteristics of wind speed is constructed. The model provides an important basis for rapid analysis of wind power output at any time. Firstly, wind speed characteristics are analyzed, and Weibull distribution of wind speed is introduced. Secondly, the parameter values of the Weibull distribution at each moment are calculated and a set of scenario generation methods based on LHS are proposed. Thirdly, the model of BR is used to reduce the scenarios, so that the several curves obtained can represent the change characteristics of the original scenario to greater extent. Finally, the example analysis proves that the proposed method is better than the traditional K -means clustering algorithm in compactness (CP), separation (SP) and Davies-Bouldin index (DBI), which means that the reduced scenario can better replace the original scenario.

Keywords: scenario generation; scenario reduction; Weibull distribution; Latin hypercube sampling (LHS); backward reduction (BR)

(编辑 吴楠)

(上接第 198 页)

Thermal propagation process between the pouch and aluminum LFP battery under the condition of overcharge

SUN Yiting¹, ZONG Mengran¹, HUANG Qiang², MA Yong², WEI Chao², JIN Yang¹

(1. Research Center of Grid Energy Storage and Battery Application, School of

Electrical Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China; 2. State Grid

Jiangsu Electric Power Co., Ltd. Research Institute, Nanjing 211103, China)

Abstract: In order to explore the thermal effect of aluminum and pouch lithium iron phosphate (LFP) single cell on surrounding cells under overcharge condition, the thermal propagation behavior of aluminum LFP and pouch LFP under three operating conditions which include only single cell, two cell batteries close to each other, and two cell batteries separated by 1 cm are respectively studied. In the experiment, the 48 A·h pouch cell and 24 A·h aluminum cell are overcharged with a constant current of 0.5 C. Visible light monitoring, infrared monitoring and multi-channel temperature recorders are used to monitor the external appearance, external temperature and battery surface temperature changes in real time. The experimental result shows that during the overcharge, the temperature rise of the aluminum overcharged cell is 65.5 °C and the average temperature rise rate is 0.039 2 °C/s. The temperature rise of the pouch overcharged cell is 57.3 °C and the average temperature rise rate is 0.014 3 °C/s. The maximum temperature rise of adjacent aluminum cell is 44 °C and the maximum temperature rise rate is 0.031 2 °C/s. The maximum temperature rise of adjacent pouch cell is 7.9 °C and the maximum temperature rise rate is 0.006 3 °C/s. After overcharged, the expansion force generated by the pouch cell has greater impact on adjacent cells and the mechanical stress generated by adjacent cells is greater. The experimental results can provide theoretical and experimental references for studying the influence of thermal radiation of aluminum or pouch batteries inside the module.

Keywords: lithium iron phosphate (LFP) battery; pouch cell; aluminum cell; overcharge; thermal propagation

(编辑 吴楠)