

与典型日负荷匹配的风电出力场景构建方法

袁铁江¹, 杨洋¹, 董力通^{1,2}

(1. 大连理工大学电气工程学院, 辽宁省大连市 116024; 2. 国网经济技术研究院有限公司, 北京市 102209)

摘要:为了解决风电出力的随机性导致微电网并网规划运行时鲁棒性与计算效率难以平衡的问题,提出一种与典型日负荷场景匹配的风电出力场景构造方法。首先在微电网规划中重点考虑日负荷趋势和峰谷时段位置,利用隶属度函数提取日负荷曲线趋势和峰谷时段信息,并结合改进有序聚类提出典型日负荷选取方法;在典型日负荷的有效时间内,利用风电出力最大增加量和最大减少量,结合插值法提出风电场景构造方法。然后建立评价指标体系来评价典型日负荷选取与对应风电场景构造效果。最后利用电网数据验证所提模型的有效性。

关键词:微电网规划运行; 场景构造; 有序聚类; 评价指标

Construction Method of Wind Power Output Scenario Matching with Typical Daily Load

YUAN Tiejia¹, YANG Yang¹, DONG Litong^{1,2}

(1. School of Electrical Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024, Liaoning Province, China;
2. State Grid Economic and Technological Research Institute Co., Ltd., Beijing 102209, China)

ABSTRACT: The randomness of wind power output makes it difficult to balance the robustness and computational efficiency of microgrid grid connection planning. A wind power output scenario construction method matching with typical daily load scenarios is proposed. The daily load trend and the location of peak and valley periods should be considered in the microgrid planning. The daily load curve trend and peak and valley period information are extracted by using the membership function, and combined with the improved ordered clustering, a typical daily load selection method is proposed; In the effective time of typical daily load, using the maximum increase and decrease of wind power output, combined with interpolation method, a wind power scene construction method is proposed. Then an evaluation index system is established to evaluate the selection of typical daily load and the construction effect of corresponding wind power scenarios. Finally, the effectiveness of the proposed model is verified by power grid data.

This work is supported by State Grid Corporation of China Research Program(No. 5108-202135033A-0-0-00).

KEYWORDS: microgrid planning and operation; scene construction; ordered clustering; evaluating indicator

中图分类号: TM 714

文献标志码: A

文章编号: 1000-7229(2022)11-0132-10

DOI: 10.12204/j.issn.1000-7229.2022.11.013

0 引言

以火力发电为主的传统微电网规划时只需考虑机组容量能否满足负荷水平即可,不需考虑运行情况。与火力发电相比,风力发电最根本的区别在于其出力的随机性、间歇性和不可控性^[1]。因此,含高比例风电的微电网并网规划运行时为保证其鲁棒性,需要采用时序生产模拟^[2]。在利用时序生产模拟计算时,需要大量的风电和负荷数据,这将导致计算效率差^[3]。为平衡含高比例风电的微电网规划中的鲁棒

性和计算效率,要选择合适的负荷和风电场景^[4-6]。

负荷典型日选取有很多方法,主要有直接法^[7]、拟合法^[8]和聚类法^[5,6,9-16]。文献[7]直接利用峰谷差最大的负荷日作为典型负荷日比较主观,与原始数据存在较大误差。文献[8]利用正态分布拟合负荷减少了与原数据的误差,但是未探讨原数据是否满足正态分布。在利用聚类法选择负荷典型日方面,文献[5,12]提出了一种基于k均值聚类方法及平均值法的负荷典型日选取方法。k均值聚类方法有自己的聚类中心,取平均值意义不大。文献[6]结合k-Medoids和优化方法,开发了一种负荷场景提取的新方法。但是该方法计算量较大,背离了场景提取的初衷。文献[11]考虑日负荷率、日负荷波动率等描述

基金项目:国家电网有限公司总部管理科技项目资助“高比例新能源区域电网消纳受阻因素智能辨识及辅助决策研究”(5108-202135033A-0-0-00)

<http://www.cepc.com.cn>

性特征指标,利用自适应因子与概率统计法相结合的改进模糊聚类算法进行负荷典型日选取。以这些特征指标进行聚类忽略了负荷的时序性,如峰谷时段位置和负荷曲线趋势等信息。有些聚类法提取负荷场景时还需人为确定基准负荷曲线^[9]、去除畸变数据影响等^[10],存在一定的主观性。还有些学者应用聚类方法提取负荷场景时未考虑畸变数据的影响^[14]或者在考虑极端负荷时未考虑极端负荷与畸变数据不易区分的问题^[15,17],容易将畸变日当成极端日影响结果准确性。

针对风电场景的研究主要集中在聚类法^[18-20]。其中,文献[18]为反映风电场出力变化特征,提出了一种基于分层聚类算法的地区风电出力典型场景选取方法。由于风电出力的不确定性使得利用聚类得出的场景不足以代表未来风电出力情况。文献[19]以典型负荷特性为基准,提出基于皮尔逊积矩相关系数法和模糊 C 均值聚类算法的风电典型场景的选取方法。该方法需要人为确定聚类数,可能会因聚类场景过多或过少使得选取的场景代表性不强。文献[20]利用谱聚类算法直接生成风电出力典型日。聚类法选出的风电出力典型日虽有较小的误差,但是难以体现最恶劣的风电场景。文献[21]考虑风电出力的最大波动率,提出一种结合插值法思想的风电出力典型日选取方法,但是该方法直接设定典型日选取范围,未考虑负荷是否在该范围内具有典型特征。

以上研究仅关注单独的负荷场景或风电场景的选取,在典型日的实际应用中往往既要用到负荷场景也要用到风电场景。文献[13]提出基于有序聚类算法与 k 均值聚类算法的风电-负荷时序场景缩减方法。文献[17,22-23]采用优化法进行负荷和风电出力典型日的同时选取,主要是利用原始数据的统计信息、典型性和极端情景信息构建了典型日选取评估指标体系,结合优化方法建立了场景选取模型。但是,由于负荷与风电特性不同,两者同时优化造成互相干扰。

以上方法在选取负荷典型日时,均未考虑负荷典型日与原负荷数据的趋势和峰谷时段位置是否一致,本文利用隶属度函数提取负荷曲线趋势和峰谷时段作为聚类原始数据。针对应用聚类法选择负荷和风电场景数不易确定的问题,本文基于有序聚类和改进的类间类内划分指标建立负荷场景提取模型;针对原数据中畸变日的影响问题,提出以小概率场景去除畸变日的方法;针对同时应用负荷和风电场景的情况,本文在负荷典型日有效时间范围内,利用风电大波动构造最恶劣的风电场景,并提出表征风电场景恶劣程度的评价指标。

1 总体思路

由于风力发电的不确定性,含高比例风电的微电网需要利用大量数据进行规划,计算代价很大,需要选择合适的典型日。将日最小负荷、最大负荷、平均值或者日负荷率等作为指标直接进行典型日选取,所选的典型日与原始数据只是在上述指标的数值相差不多,忽略了负荷数据的时序性。例如,将上述指标都相同但是最大最小负荷出现的时间不同的几天分为一类,如图 1 所示。利用该场景对含高比例风电的微电网进行规划时会影响其鲁棒性。当微网鲁棒性弱时,如果负荷和风电变化较小,就可能会使微网出现供需不平衡的情况,影响风电消纳与用户生活;当微网鲁棒性强时,如果负荷和风电变化很大,也不会使微网出现供需不平衡的情况,不会影响风电消纳与用户生活。

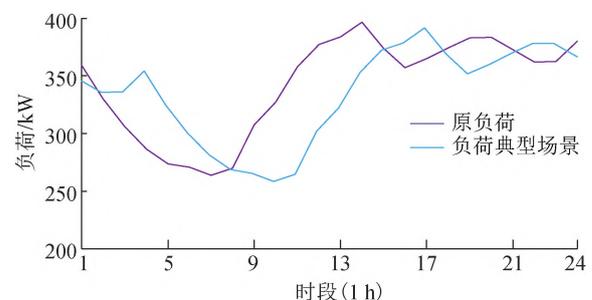


图 1 日负荷曲线

Fig. 1 Daily load curve

为了规避上述问题,可利用偏小型隶属度函数计算每一时刻的隶属度,再通过改进有序聚类把相同时刻隶属度相差不多的日负荷归为一类,聚类过程中将小概率场景作为异常数据删去,最后利用平均值法提取负荷场景。隶属度反映了属于谷时段或峰时段的程度,隶属度接近 1 属于峰时段,隶属度接近 0 属于谷时段。隶属度与真实值对应,隶属度变化趋势与真实值变化趋势相同。这样,选出的典型日保留了日负荷的时序属性,能反映原负荷的趋势与峰谷位置。为了保证含高比例风电的微电网规划时的鲁棒性,在负荷典型日有效时间内构造出最恶劣的风电场景。在每个采样时段内插入一个点,以不同天相同时段的风电波动量最大值和最小值作为该时段插入点与采样时段始端和采样时段末端的波动量,初始时刻风电出力通过平均值确定,构造出风电场景。负荷场景提取与对应时段风电场景构造详细流程如图 2 所示。

2 负荷典型日选取方法

2.1 负荷场景提取方法

由于负荷以天为单位具有周期性,因此可以将一

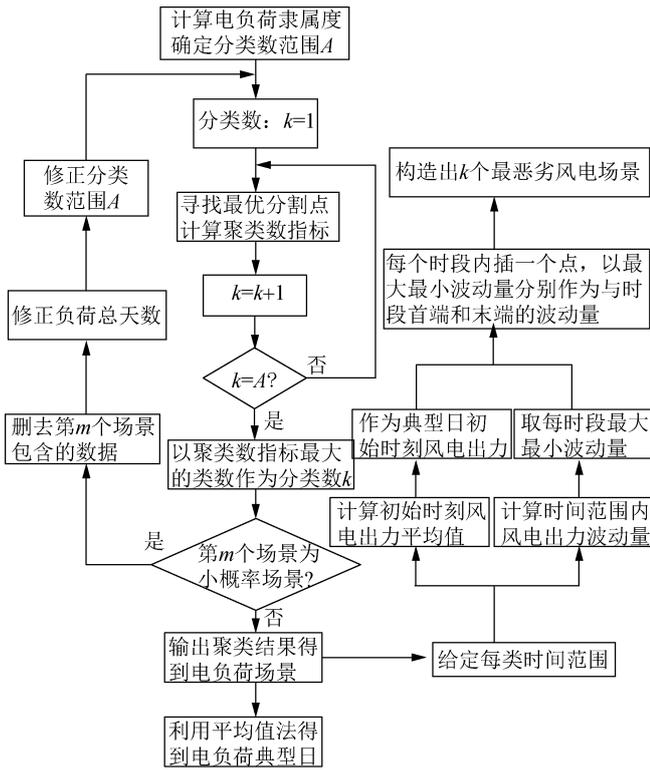


图 2 负荷场景提取与风电场景构造流程

Fig. 2 Flow chart of load scenario extraction and wind power scenario construction

天的负荷当成一个样本进行有序聚类。但是将负荷本身作为指标进行聚类不能反映数据的共同趋势, 对此文献[24]提出一种使用共同趋势序列进行一维有序聚类的方法, 可以更好提取数据的趋势变化信息, 使聚类效果更好。本文利用偏小型半梯形隶属度函数计算负荷的趋势和峰谷时段位置(1 代表峰时段、0 代表谷时段), 代替负荷作为有序聚类样本, 其中偏小型半梯形隶属度函数和负荷趋势计算方法分别如式(1)、(2)所示:

$$U(x_{i,c}) = \frac{x_{i,c} - \min(x_{i,c})}{\max(x_{i,c}) - \min(x_{i,c})} \quad (1)$$

$$\mu_{v,t} = \frac{l_{v,t} - \min(l_{v,t})}{\max(l_{v,t}) - \min(l_{v,t})} \quad (2)$$

式中: $U(\cdot)$ 为偏小型半梯形隶属度; $x_{i,c}$ 为第 i 个样本中的第 c 个数据; $\mu_{v,t}$ 为负荷的隶属度; $l_{v,t}$ 为第 v 天第 t 时刻的负荷; $v = 1, 2, \dots, N$; $t = 1, 2, \dots, T$; N 为所选数据总天数; T 为一天时刻总数。

本文通过聚类有效性指标来评价不同聚类数下的聚类效果, 以获得最优的负荷场景。文献[25]提出了类间类内划分 (between-within proportion, BWP) 指标, 即将第 j 类的第 i 个样本的聚类离差距离和聚类距离的比值记为 $\lambda_{BWP}^{j,i}$, 表示类间类内划分指标, 如式(3)所示:

$$\lambda_{BWP}^{j,i} = \frac{b^{j,i} - w^{j,i}}{b^{j,i} + w^{j,i}} = 1 - \frac{2}{b^{j,i}/w^{j,i} + 1} \quad (3)$$

式中: $b^{j,i}$ 和 $w^{j,i}$ 分别为第 j 类的第 i 个样本的最小类间距离和类内距离。

文献[25]提出的 BWP 指标利用的是最小类间距离体现类间分离性, 而在时序聚类下主要考虑相邻类的类间分离性, 因此本文对 BWP 指标进行了改进。将指标中第 j 类的第 i 个样本的最小类间距离改为与第 j 类相邻类的平均距离, 记为 $a_d^{j,i}$, 如式(4)所示:

$$a_d^{j,i} = \begin{cases} \frac{1}{n^{j+1}} \sum_{i=1}^{n^j} \sum_{y=1}^{n^{j+1}} \sqrt{\sum_{t=1}^T (x_{i,t}^j - x_{y,t}^{j+1})^2}, j = 1 \\ \frac{1}{n^{j-1} + n^{j+1}} \left(\sum_{i=1}^{n^j} \sum_{y=1}^{n^{j+1}} \sqrt{\sum_{t=1}^T (x_{i,t}^j - x_{y,t}^{j-1})^2} + \sum_{i=1}^{n^j} \sum_{y=1}^{n^{j+1}} \sqrt{\sum_{t=1}^T (x_{i,t}^j - x_{y,t}^{j+1})^2} \right), 1 < j < k \\ \frac{1}{n^{j-1}} \sum_{i=1}^{n^j} \sum_{y=1}^{n^{j-1}} \sqrt{\sum_{t=1}^T (x_{i,t}^j - x_{y,t}^{j-1})^2}, j = k \end{cases} \quad (4)$$

式中: n^{j-1} 和 n^{j+1} 分别为第 $j-1$ 和第 $j+1$ 类样本个数; $x_{i,t}^j$ 为第 j 类第 i 个样本的第 t 时刻的数据; $x_{y,t}^{j-1}$ 和 $x_{y,t}^{j+1}$ 分别为第 $j-1$ 和 $j+1$ 类第 y 个样本的第 t 时刻的数据; k 为聚类数。

将指标中第 j 类的第 i 个样本的最小类间距离改为与第 j 类相邻类的平均距离 a_d , 则改进的 BWP 指标记为 $\lambda_{ADWP}^{j,i}$, 计算方法如式(5):

$$\lambda_{ADWP}^{j,i} = \frac{a_d^{j,i} - w^{j,i}}{a_d^{j,i} + w^{j,i}} \quad (5)$$

式中: $\lambda_{ADWP}^{j,i}$ 表示第 j 类的第 i 个样本的改进的类间类内划分指标。

$\lambda_{ADWP}^{j,i}$ 反映了单个样本的聚类效果, 可以利用 $\lambda_{ADWP}^{j,i}$ 的平均值来表示整体聚类效果, 平均值越大, 说明聚类效果越好。不同聚类数下的 $\lambda_{ADWP}^{j,i}$ 的平均值如式(6)所示:

$$g_{ADWP}^k = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^{n^j} \lambda_{ADWP}^{j,i} \quad (6)$$

式中: g^k 改进的 BWP 为聚类数为 k 时, 改进的 BWP 指标的平均值。

由于没有对数据进行预处理, 可能会出现异常数据, 可以利用小概率事件来去除这些数据的影响。通常认为概率小于 0.05 的事件为小概率事件^[26]。为保证能够准确去除异常数据, 认为概率 < 0.01 的为小概率事件。那么假设分类后第 m 个场景发生的概率为 h_m , 计算方法见式(7)。若 $h_m < 0.01$, 则删去第 m 个场景包含的数据。

$$h_m = d_m/N \quad (7)$$

式中: d_m 为第 m 个场景包含的负荷天数。

利用改进的 BWP 指标对负荷进行场景提取的流程如图 3 所示。

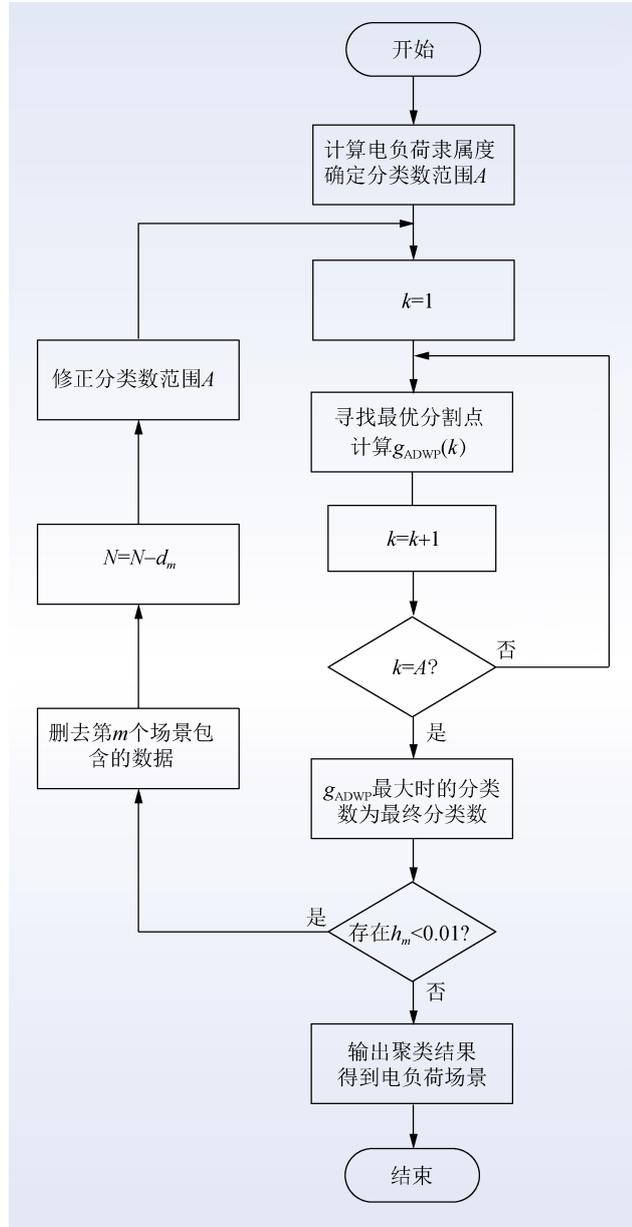


图 3 负荷场景提取流程
Fig. 3 Flow chart of load scene extraction

2.2 负荷典型日选取方法

提取各负荷场景后,由于各场景下每天负荷趋势和峰谷位置相差不大,因此可用各场景下的平均负荷作为该场景下的负荷典型日,如下式所示:

$$Q_{m,t} = \frac{\sum_{v=d_1+d_2+\dots+d_{m-1}+1}^{d_1+d_2+\dots+d_m} l_{v,t}}{d_m} \quad (8)$$

式中: d_1, d_2 和 d_m 分别为第 1 个场景,第 2 个场景和第 m 个场景包含的负荷天数; $Q_{m,t}$ 为第 m 个场景典型日的第 t 时刻负荷; k_1 为负荷场景个数; $m = 1, 2, \dots, k_1$; $t = 1, 2, \dots, T$ 。

3 风电场景构造方法

在含高比例风电的微电网规划时,为保证其鲁棒性,要利用最恶劣的风电场景进行计算。产生弃风的主要原因是风电的大波动性^[27],因此本文在负荷场景有效时间内利用风电出力最大和最小波动量构造出风电最恶劣场景。

在每个采样时段内插入一个点,以不同天相同时段的风电波动量最大值和最小值作为该时段插入点与采样时段始端和采样时段末端的波动量,构造出风电场景。设样本中 N_s 天风电出力数据如式(9)所示:

$$[p_w^{v,t}] = \begin{bmatrix} p_w^{1,1} & p_w^{1,2} & \dots & p_w^{1,T} \\ p_w^{2,1} & p_w^{2,2} & \dots & p_w^{2,T} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ p_w^{N_s,1} & p_w^{N_s,2} & \dots & p_w^{N_s,T} \end{bmatrix} \quad (9)$$

式中: $p_w^{v,t}$ 为第 v 天第 t 时刻的风电出力; N_s 为样本总天数。

取不同天同一时段风电出力波动量的最大值和最小值:

$$\begin{cases} \Delta p_{w,\max}^t = \max \{ \Delta p_w^{1,t}, \Delta p_w^{2,t}, \dots, \Delta p_w^{N_s,t} \} \\ \Delta p_{w,\min}^t = \min \{ \Delta p_w^{1,t}, \Delta p_w^{2,t}, \dots, \Delta p_w^{N_s,t} \} \end{cases} \quad (10)$$

式中: $\Delta p_w^{v,t}$ 为第 v 天第 t 时段风电出力波动量; $\Delta p_{w,\max}^t$ 和 $\Delta p_{w,\min}^t$ 分别为第 t 时段风电出力的最大波动量和最小波动量。

最后构造的风电场景可由式(11)表示:

$$p_{wt}^t = \begin{cases} \frac{1}{N_s} \sum_{v=1}^{N_s} p_w^{v,t}, t = 1 \\ p_w^{t-1} + \Delta p_{w,\max}^{v,t}, t \text{ 为偶数} \\ p_w^{t-1} + \Delta p_{w,\min}^{v,t}, t \text{ 为大于 1 的奇数} \end{cases} \quad (11)$$

式中: p_{wt}^t 为风电场景 t 时刻的出力。

4 评价指标

为评价负荷和风电场景,本文构建了场景评价指标体系。其中,负荷典型日评价主要考虑所选典型日的负荷总量和负荷大小与原数据的偏差以及典型日与原数据分时段同方向变化概率;风电场景评价主要考虑风电大波动性,定义了风电大波动概率指标、大波动指标和反调峰概率指标。

4.1 负荷典型日评价指标

4.1.1 总量偏差率

负荷总量与原数据的偏差越小表示负荷场景的总量误差越小,选取效果越好。该指标可以由百分数表示,如式(12)所示:

$$\delta_i = \frac{\left| \sum_{m=1}^{k_1} d_m \sum_{t=1}^T Q_{m,t} - L_z \right|}{L_z} \times 100\% \quad (12)$$

式中: L_z 为原数据去除异常数据后的总负荷; δ_i 为负荷总量偏差指标。

4.1.2 分时段偏差率指标

负荷分时段偏差表示所有负荷典型日向量与其代表的原数据日负荷向量的欧氏距离的平均值之和。该指标可以表示负荷典型日与原数据的误差, 其值越小表示典型日选取效果越好, 如式(13)所示:

$$\beta_i = \sum_{m=1}^{k_1} \sum_{v=d_1+d_2+\dots, d_m} \frac{1}{d_m} \sqrt{\sum_{t=1}^T (l_{m,t} - l_{v,t})^2} \quad (13)$$

式中: β_i 为负荷偏差指标; $l_{m,t}$ 为第 m 个负荷场景第 t 时刻负荷。

对不同等级的负荷数据所选择的典型日进行评价时, 只考虑 β_i 的值不能反映典型日选取效果。为了更直观地反映不同等级的负荷典型日选取效果, 可利用负荷偏差率代替 β_i 指标, 如式(14)所示:

$$\beta_{ir} = \frac{\beta_i}{l_{\max}} \quad (14)$$

式中: β_{ir} 表示负荷偏差率; l_{\max} 为最大负荷。

4.1.3 分时段同方向变化概率

负荷分时段同方向变化概率越大表示典型日负荷曲线与原数据中日负荷曲线变化方向一致的时段越多, 则负荷典型日选取效果越好, 如式(15)、(16)所示:

$$S_{m,v,t} = \begin{cases} 1, \Delta l_{m,t} \Delta l_{v,t} \geq 0 \\ 0, \Delta l_{m,t} \Delta l_{v,t} < 0 \end{cases} \quad (15)$$

$$\alpha_i = \frac{\sum_{m=1}^{k_1} \sum_{v=d_1+d_2+\dots, d_m} \sum_{t=1}^{T-1} S_{m,v,t}}{(T-1)N} \quad (16)$$

式中: $S_{m,v,t}$ 为表示第 m 个负荷典型日第 t 时段变化方向与原负荷第 v 天第 t 时段变化方向是否相同的变量, 相同记为 1, 不同记为 0; $\Delta l_{m,t}$ 为第 m 个典型日第 t 时段的负荷变化率; $\Delta l_{v,t}$ 为原负荷第 v 天第 t 时段的变化率; α_i 为典型日负荷与原负荷分时段变化方向相同的概率。

4.2 风电场景评价指标

4.2.1 大波动概率

风电的大波动是导致弃风的主要原因, 本文参考国家科技部 863 计划课题“多类型储能系统协调控制技术及其示范”中的规定, 以 30 min 波动率 $\leq 7\%$ 作为风电并网波动率限制, 即认为 30 min 波动率 $> 7\%$ 的时段为发生大波动的时段。定义风电大波动概率指标为典型日风电出力发生大波动时段数与时段总数之比, 如式(17)所示。该指标反映了风电发生大波动的概率, 发生大波动概率越大, 储能需要平抑的时

段越多, 对储能的要求就越高。

$$R = \frac{\sum_{m=1}^{k_1} n_{lf,m}}{T \sum_{m=1}^{k_1} d_m} \quad (17)$$

式中: R 为风电大波动概率; $n_{lf,m}$ 为第 m 个风电场景发生大波动的时段数。

4.2.2 大波动

风电大波动指标为所有风电场景波动量绝对值的最大值与额定功率的比值的平均值, 如式(18)所示。该指标越大则构造的场景中风电波动性越大, 越能体现风电的大波动性。

$$\mu_w = \frac{1}{k_1} \sum_{m=1}^{k_1} \frac{\max\{\Delta p_{wt,\max}^m, |\Delta p_{wt,\min}^m|\}}{p_{we}} \quad (18)$$

式中: μ_w 为大波动指标; $\Delta p_{wt,\max}^m$ 和 $\Delta p_{wt,\min}^m$ 分别为第 m 个风电场景的最大和最小波动量; p_{we} 为风电的额定功率。

4.2.3 反调峰概率

反调峰概率可以用反调峰出现的时段数与峰谷时段总数的比值表示^[7], 如式(19)所示:

$$\psi_w = \frac{\sum_{m=1}^{k_1} n_r(m)}{\sum_{m=1}^{k_1} n_{pv}(m)} \times 100\% \quad (19)$$

式中: ψ_w 表示反调峰概率; $n_r(m)$ 表示第 m 个场景发生反调峰的时段数; $n_{pv}(m)$ 表示第 m 个场景峰谷时段总数。

5 算例分析

5.1 负荷典型日选取与匹配的风电场景构造结果

以某地区全年负荷与风电出力数据为例, 采用 MATLAB 软件编程实现负荷典型日选取与匹配的风电场景构造方法。其中, 负荷数据时间间隔为 1 h, 如图 4 所示; 风电出力数据时间间隔为 15 min, 如图 5 所示。

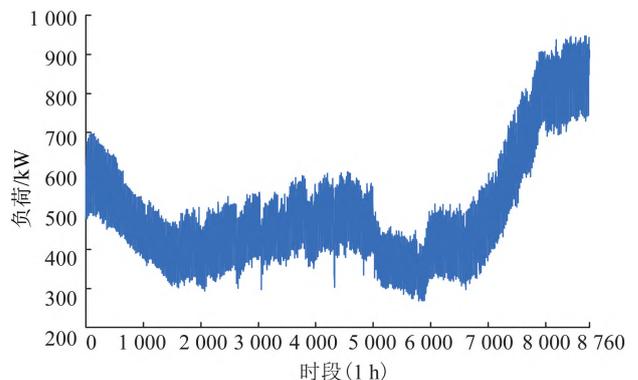


图 4 某地区年负荷曲线

Fig. 4 Annual load curve of a region

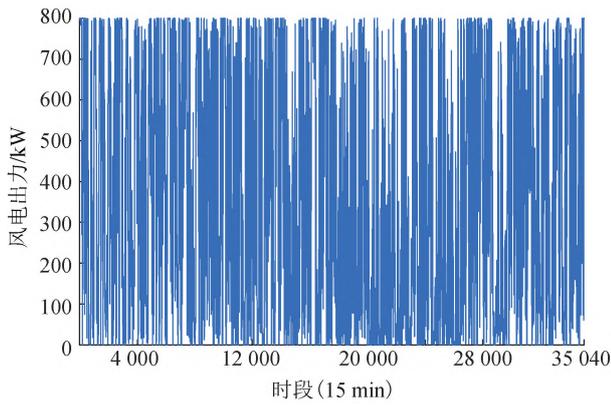


图 5 某地区年风电出力曲线

Fig. 5 Annual wind power output curve of a region

5.1.1 最优聚类数的确定

对样本进行有序聚类,计算不同的聚类数下的改进 BWP 指标和场景存在概率,寻找小概率场景。每次循环的聚类数与小概率场景数如图 6 所示。

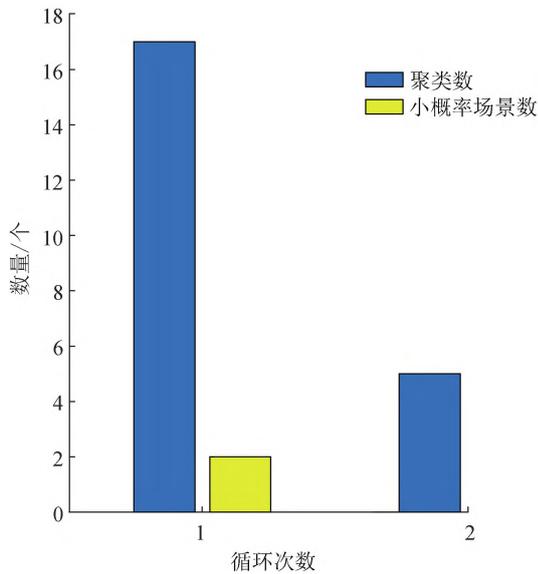


图 6 聚类数和小概率场景数

Fig. 6 Number of clusters and small probability scenarios

由图 6 可见,第一次循环数据中存在 2 个小概率场景,小概率场景自成一类会使聚类数变大,使选取的负荷场景过多,影响负荷场景提取效果。去除小概率场景后,最优聚类数不是减少了 2 个而是减少了 12 个,说明小概率场景对聚类数影响较大。没有小概率场景影响后,改进 BWP 指标随聚类数变化的曲线如图 7 所示。

由图 7 可见,当没有小概率场景影响时,改进 BWP 指标在聚类数为 5 的时候最大。表示当聚类数为 5 的聚类结果最优,取聚类数为 5。

5.1.2 负荷场景提取

结果显示,小概率场景为第 180 天和第 209 天,去除小概率场景后的选取结果如表 1 所示。

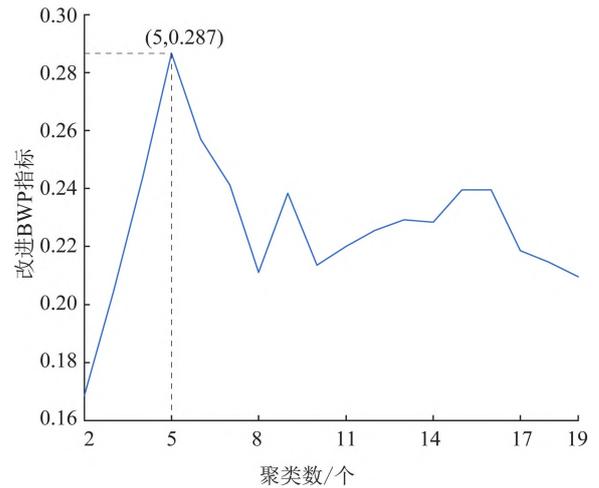


图 7 改进 BWP 指标随聚类数变化的曲线

Fig. 7 Curve of improved BWP index changing with cluster number

表 1 场景提取结果

Table 1 Scene extraction results

典型日编号	有效时间	典型日编号	有效时间
1	第1~26天	4	第264~323天
2	第27~82天	5	第324~363天
3	第83~263天		

由表 1 可见,通过本文所提方法将一年负荷分为 5 个连续的典型场景,得到 5 个负荷典型日。图 8 给出了 2 个负荷典型日曲线与原负荷曲线。

从图 8 可见,负荷典型日曲线与原负荷曲线形状基本相同,并且负荷典型日与其有效时间内的负荷波动方向基本一致;负荷典型日与原负荷取得峰值和谷值的时段也相同,说明本文所提方法选出的负荷典型日峰谷时段位置和波动趋势可以代表原负荷峰谷时段位置和波动趋势。

5.1.3 风电场景构造

图 9 绘制了场景 2 和场景 3 的风电出力与原风电出力波动曲线。

由图 9 可见,本文充分考虑风电出力的大波动特性,构造的场景中风电出力波动量基本大于原数据中同时段的风电出力波动量,充分体现风电出力大波动特性。

5.2 典型日选取结果评价

为进一步验证本文所提的负荷典型日选取和与其匹配的风电场景构造方法的性能,针对负荷典型日选取方法,对比了直接选择峰谷差最大日的方法和 k 均值聚类方法;针对风电场景构造方法,对比了 k 均值聚类方法。其中,不同方法的性能通过本文所提的评价指标表现,对比结果如表 2 所示。

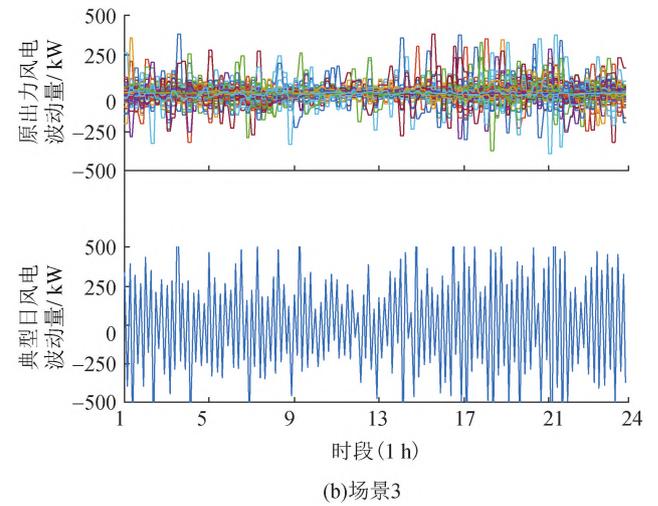
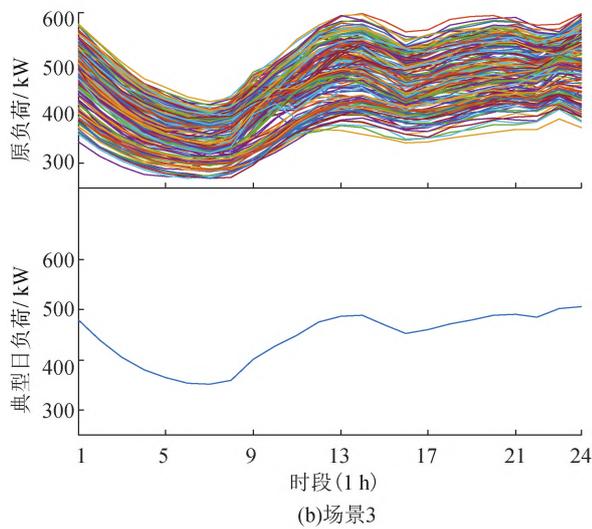
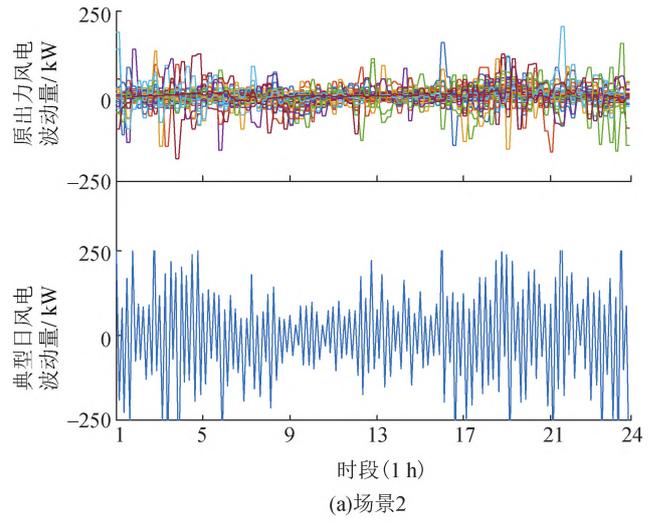
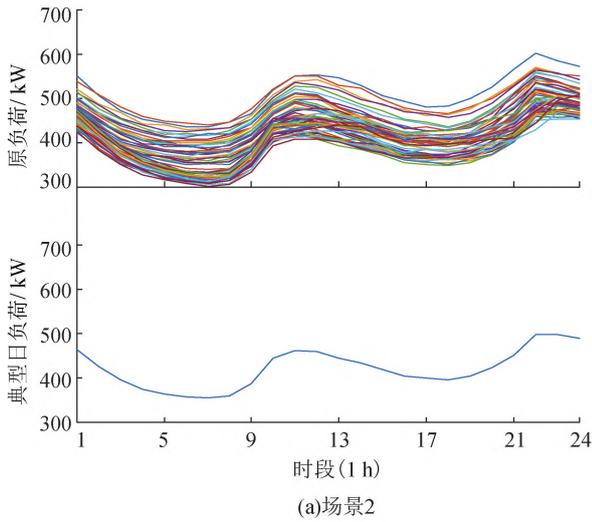


图 8 各负荷典型日与原负荷曲线

图 9 各场景风电出力与原出力波动曲线

Fig. 8 Typical daily and original load curves of load scenarios

Fig. 9 Typical daily output and original output fluctuation curve of wind power scenarios

表 2 不同场景选取方法对比

Table 2 Comparison of different selection methods of typical days

指标	本文方法	k 均值	峰谷差法
负荷总量偏差率/%	0	0	22.01
负荷偏差率/%	12.04	13.318	8.754
负荷同方向变化概率/%	89.71	86.81	82.16
风电大波动概率	0.97	0.66	
风电大波动指标	0.56	0.21	
反调峰概率/%	50	35.34	

由表 2 可知,上述方法中除峰谷差法选择负荷典型日外,其他方法所选负荷典型日的负荷总量与原数据无偏差。本文所提方法所选的典型日在负荷偏差率、负荷同方向变化概率、风电大波动概率、大波动和反调峰概率指标上均比 k 均值聚类方法好,说明本文所提方法的有效性。

图 10 反映了 5 类原始负荷数据对负荷典型日选取结果的影响。

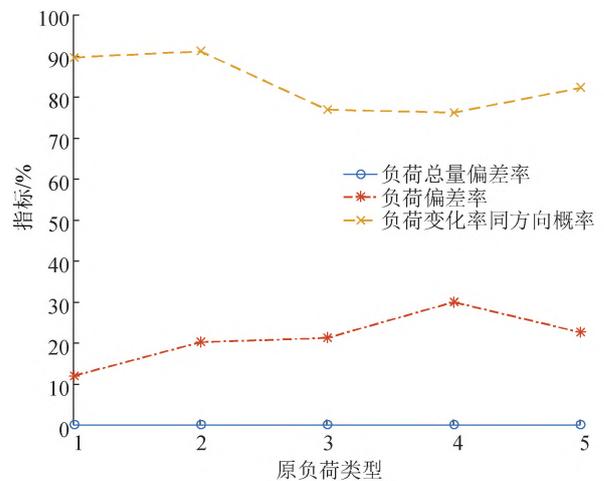


图 10 负荷典型日评价指标与原负荷关系

Fig. 10 Relationship between typical daily load evaluation index and original load

由图 10 可见,对于不同的负荷数据,用本文方法选出的负荷典型日在负荷总量上都无偏差,负荷偏差率指标基本维持在 10% ~ 30% 之间,说明所用的原始负荷数据对本文所提方法的影响不大。但是负荷同方向变化概率指标由 89.71% 减小到了 76% 左右。为进一步验证本文所提方法在负荷变化率同方向概率指标上与其他方法相比是否还具有较好的性能,图 11 给出了不同方法选择不同原始负荷数据时负荷变化率同方向概率指标变化情况。

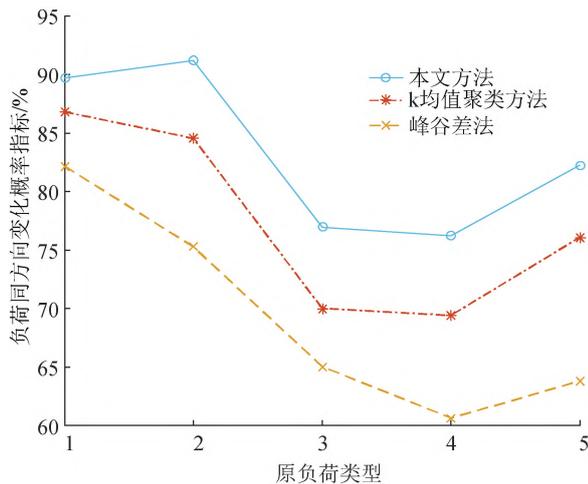


图 11 负荷同方向变化概率指标与原负荷
Fig. 11 Probability index of load change in the same direction and original load

负荷同方向变化概率是表示所选典型日曲线与原负荷曲线趋势一致程度的指标。由图 11 可知,利用本文所提方法选择的负荷典型日的负荷同方向变化概率指标均大于 k 均值聚类方法和峰谷差法选择的负荷典型日的指标。并且,本文所提方法在处理不同数据时,所选典型日的负荷同方向变化概率指标上差距小。说明与 k 均值聚类方法和峰谷差法相比,本文所提方法可以稳定有效地选出与原负荷曲线趋势一致的负荷典型日。利用提出的风电指标评价风电场景,图 12 绘制了该指标在利用本文所提方法和 k 均值聚类方法处理不同风电出力数据时的结果,其中风电指标类型 1—3 分别为风电大波动概率指标、大波动指标和反调峰概率。

由图 12 可知,本文所提方法在处理不同的风电出力数据时,风电大波动概率指标和反调峰概率不变,说明该方法的性能比较稳定。结果显示,与 k 均值聚类方法相比,利用本文所提方法构造出的风电出力典型日除在第三组数据的反调峰概率指标上比 k 均值略低外,其余指标均比 k 均值聚类方法所选的场景高。说明利用本文所提方法构造的场景比 k 均值算法得到的场景的风电出力更恶劣。

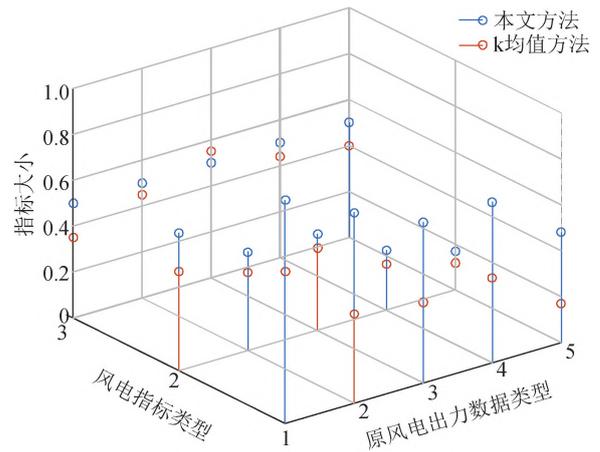


图 12 风电指标与原风电出力
Fig. 12 Wind power index and original wind power output

6 结论

本文针对含高比例风电的微电网负荷典型日选取问题,利用隶属度函数提取原负荷共同趋势与峰谷时段信息,并结合改进有序聚类,提出了负荷典型日选取方法。针对负荷与风电场景同时应用的问题,以负荷典型日的有效时间范围确定风电场景的构造范围,并基于插值法思想,考虑风电大波动特性提出最恶劣风电出力场景构造方法,结果表明:

1) 所提出的负荷典型日选取方法,利用隶属度函数提取原始数据的共同趋势和峰谷时段信息,使所选取的典型日与原数据变化方向基本一致,峰谷值在同一时段内取得。与传统的 k 均值聚类和峰谷差法相比,所提的典型日选取方法在负荷总量偏差、负荷偏差率和负荷同方向变化概率方面结果更优。

2) 所提出的风电场景构造方法考虑风电大波动特性,利用原始数据中的最大增加量和最大减少量可以有效地构造风电出力最恶劣的一天作为典型场景。与传统的 k 均值聚类方法相比,所构造的风电典型场景的风电出力更恶劣。

7 参考文献

[1] 林俐,周鹏,王世谦,等. 考虑相关性的地区风电出力对调峰容量的影响分析[J]. 现代电力, 2016, 33(6): 21-26.
LIN Li, ZHOU Peng, WANG Shiqian, et al. Analysis impact on regional wind power to peak regulation capacity by considering the correlation[J]. Modern Electric Power, 2016, 33(6): 21-26.

[2] 李震. 基于时序生产模拟的区域电网新能源消纳能力研究[J]. 现代工业经济和信息化, 2020, 10(12): 68-69.
LI Zhen. Study on new energy consumption capacity of regional power grid based on time series production simulation[J]. Modern Industrial Economy and Informationization, 2020, 10(12): 68-69.

[3] 辛锐,张瑜,郝保中,等. 考虑响应不确定性的高比例可再生资源微电网优化策略[J]. 供用电, 2021, 38(9): 35-41.

- XIN Rui, ZHANG Yu, HAO Baozhong, et al. Optimization strategy of high proportion renewable energy microgrid considering response uncertainty[J]. *Distribution & Utilization*, 2021, 38(9): 35-41.
- [4] 谢姿, 张惠娟, 刘琪, 等. 考虑蓄电池寿命的分布式电源容量优化配置[J]. *太阳能学报*, 2021, 42(10): 424-430.
- XIE Zi, ZHANG Huijuan, LIU Qi, et al. Optimal configuration of distributed power supply capacity considering battery life[J]. *Acta Energetica Solaris Sinica*, 2021, 42(10): 424-430.
- [5] GAO Y, LIU Q Y, WANG S X, et al. Impact of typical demand day selection on CCHP operational optimization [J]. *Energy Procedia*, 2018, 152: 39-44.
- [6] PINTO E S, SERRA L M, LÁZARO A. Evaluation of methods to select representative days for the optimization of polygeneration systems[J]. *Renewable Energy*, 2020, 151: 488-502.
- [7] 袁铁江, 车勇, 孙谊娟, 等. 基于时序仿真和 GA 的风储系统储能容量优化配比[J]. *高电压技术*, 2017, 43(7): 2122-2130.
- YUAN Tiejia, CHE Yong, SUN Yiqian, et al. Optimized proportion of energy storage capacity in wind-storage system based on timing simulation and GA algorithm [J]. *High Voltage Engineering*, 2017, 43(7): 2122-2130.
- [8] 韩宏志, 杨洋, 郜宁, 等. 基于正态分布的典型负荷日拟合方法[J]. *分布式能源*, 2020, 5(4): 69-73.
- HAN Hongzhi, YANG Yang, GAO Ning, et al. Fitting method of typical daily load based on normal distribution [J]. *Distributed Energy*, 2020, 5(4): 69-73.
- [9] 蔡国伟, 王大亮, 王燕涛, 等. 一种基于最短距离聚类与关联度分析的典型日选取新方法[J]. *中国电力*, 2008, 41(4): 15-18.
- CAI Guowei, WANG Daliang, WANG Yantao, et al. A new selection of the typical day based on the analysis of minimum distance cluster and interconnect degree theory[J]. *Electric Power*, 2008, 41(4): 15-18.
- [10] 孟令奎, 段红伟, 黄长青, 等. 一种基于语义聚类的典型日负荷曲线选取方法[J]. *华北电力大学学报(自然科学版)*, 2013, 40(1): 43-48.
- MENG Lingkui, DUAN Hongwei, HUANG Changqing, et al. A semantic clustering method for selecting the typical day load curve [J]. *Journal of North China Electric Power University (Natural Science Edition)*, 2013, 40(1): 43-48.
- [11] 徐邦恩, 蔺红. 基于改进模糊聚类的典型日负荷曲线选取方法[J]. *电测与仪表*, 2019, 56(4): 21-26.
- XU Bangen, LIN Hong. Selection method of typical daily load curve based on improved fuzzy clustering [J]. *Electrical Measurement & Instrumentation*, 2019, 56(4): 21-26.
- [11] 徐邦恩, 蔺红. 基于改进模糊聚类的典型日负荷曲线选取方法[J]. *电测与仪表*, 2019(4):21-26.
- XU Bangen, LIN Hong. Selection method of typical daily load curve based on improved fuzzy clustering [J]. *Electrical Measurement & Instrumentation*, 2019(4):21-26.
- [12] 杨恒岳, 刘青荣, 阮应君. 基于 k-means 聚类算法的分布式能源系统典型日冷热负荷选取[J]. *热力发电*, 2021, 50(3): 84-90.
- YANG Hengyue, LIU Qingrong, RUAN Yingjun. Selection of typical daily cooling and heating load of CCHP system based on k-means clustering algorithm[J]. *Thermal Power Generation*, 2021, 50(3): 84-90.
- [13] 袁铁江, 曹继雷. 计及风电-负荷不确定性的风氢低碳能源系统容量优化配置[J]. *高电压技术*, 2022, 48(6): 2037-2044.
- YUAN Tiejia, CAO Jilei. Capacity optimization allocation of wind hydrogen low-carbon energy system considering wind power-load uncertainty [J]. *High Voltage Engineering*, 2022, 48(6): 2037-2044.
- [14] 张国庆, 张海静, 杨东亮, 等. 一种基于反一致自适应聚类的典型日选取方法[J]. *电力科学与工程*, 2017, 33(7): 26-31.
- ZHANG Guoqing, ZHANG Haijing, YANG Dongliang, et al. A typical day selection method based on anti-uniform adaptive clustering algorithm [J]. *Electric Power Science and Engineering*, 2017, 33(7): 26-31.
- [15] YEGANEFAR A, AMIN-NASERI M R, SHEIKH-EL-ESLAMI M K. Improvement of representative days selection in power system planning by incorporating the extreme days of the net load to take account of the variability and intermittency of renewable resources [J]. *Applied Energy*, 2020, 272: 115224.
- [16] ZATTI M, GABBA M, FRESCINI M, et al. K-MILP: a novel clustering approach to select typical and extreme days for multi-energy systems design optimization [J]. *Energy*, 2019, 181: 1051-1063.
- [17] GUO L, HOU R S, LIU Y X, et al. A novel typical day selection method for the robust planning of stand-alone wind-photovoltaic-diesel-battery microgrid [J]. *Applied Energy*, 2020, 263: 114606.
- [18] 林俐, 费宏运, 刘汝琛, 等. 基于分层聚类算法的地区风电出力典型场景选取方法[J]. *电力系统保护与控制*, 2018, 46(7): 1-6.
- LIN Li, FEI Hongyun, LIU Ruchen, et al. A regional wind power typical scenarios' selection method based on hierarchical clustering algorithm [J]. *Power System Protection and Control*, 2018, 46(7): 1-6.
- [19] 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. Selection of typical scenarios of regional wind power output based on measured data [D]. Beijing: North China Electric Power University, 2016.
- [20] 赵岳恒, 刘民伟, 王文飞, 等. 采用谱聚类的风电典型出力场景选取方法[J]. *云南电力技术*, 2020, 48(1): 17-20.
- ZHAO Yueheng, LIU Minwei, WANG Wenfei, et al. Generation of typical wind power scenario based on spectral clustering method [J]. *Yunnan Electric Power*, 2020, 48(1): 17-20.
- [21] 谢永胜, 杨洋, 荆世博, 等. 基于时序生产模拟和弃风率约束的电解槽额定功率边界计算方法[J]. *电器与能效管理技术*, 2021(7): 23-28.
- XIE Yongsheng, YANG Yang, JING Shibo, et al. Calculation method of rated power boundary of electrolytic cell based on sequential production simulation and air rejection rate constraint [J]. *Electrical & Energy Management Technology*, 2021(7): 23-28.
- [22] 郭力, 杨书强, 刘一欣, 等. 风光储微电网容量规划中的典型日选取方法[J]. *中国电机工程学报*, 2020, 40(8): 2468-2479.
- GUO Li, YANG Shuqiang, LIU Yixin, et al. Typical day selection method for capacity planning of microgrid with wind

- turbine-photovoltaic and energy storage [J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(8): 2468-2479.
- [23] PONCELET K, HÖSCHLE H, DELARUE E, et al. Selecting representative days for capturing the implications of integrating intermittent renewables in generation expansion planning problems [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2017, 32(3): 1936-1948.
- [24] 何韩吉, 邓光明. 基于共同趋势提取的多维有序聚类方法[J]. 统计与信息论坛, 2020, 35(12): 15-20.
HE Hanji, DENG Guangming. Multi-dimensional ordered clustering method based on common trend extraction[J]. Statistics & Information Forum, 2020, 35(12): 15-20.
- [25] 周世兵, 徐振源, 唐旭清. K-means 算法最佳聚类数确定方法[J]. 计算机应用, 2010, 30(8): 1995-1998.
ZHOU Shibing, XU Zhenyuan, TANG Xuqing. Method for determining optimal number of clusters in K-means clustering algorithm[J]. Journal of Computer Applications, 2010, 30(8): 1995-1998.
- [26] 韩彦林. 关于小概率事件的认识以及应用[J]. 科技视界, 2017(19): 14-15.
- HAN Yanlin. Understanding and application of small probability events [J]. Science & Technology Vision, 2017(19): 14-15.
- [27] 杨富炜. 基于弃风消纳的冷热电联供微网优化配置[D]. 沈阳: 沈阳工业大学, 2020.
YANG Fuwei. Optimizing allocation of CCHP micro-grid based on wind power curtailment consumption [D]. Shenyang: Shenyang University of Technology, 2020.

收稿日期: 2022-02-27

作者简介:

袁铁江(1975),男,博士(后),教授,博士生导师,主要研究方向为氢能与电力、化石能源集成技术、电力储能及其并网技术、新能源发电并网技术、统一能源系统理论与方法,E-mail:yfj1975@dlut.edu.cn;

杨洋(1996),男,硕士研究生,通信作者,研究方向为风氢耦合微电网容量优化配置,E-mail:bertyy1219@163.com;

董力通(1979),男,博士,正高级工程师,主要研究方向为电网规划,E-mail:19895864@qq.com。

(编辑 白婉欣)