

结合序列分布概率的储能系统典型功率曲线提取方法

杨锡运¹,任 杰¹,李相俊²,董德华¹,贾学翠²

(1. 华北电力大学 控制与计算机工程学院,北京 102206;

2. 中国电力科学研究院 新能源与储能运行控制国家重点实验室,北京 100192)

摘要: 在平滑光伏电站功率波动的应用场景下,提出一种储能系统典型功率曲线挖掘方法。基于储能系统功率在纵向时序的区间分布特性,利用基于 Bloch 球面的量子遗传算法寻找所有分布概率大于阈值的分布区间及相应特征功率值;根据特征功率值得到该时刻典型功率值,从而获得典型功率曲线。通过对挖掘得到的 4 种天气类型下储能系统典型功率曲线进行综合分析,验证了所提方法的有效性。

关键词: 储能; 功率平滑; 典型功率曲线; 分布概率区间

中图分类号: TM 71

文献标识码: A

DOI: 10.16081/j.issn.1006-6047.2017.10.002

0 引言

光伏发电受太阳辐照强度和温度的影响,其输出功率具有随机性和波动性,光伏发电直接并网会给电网的运行带来一定冲击^[1-3]。在发电侧配置储能系统,利用储能系统快速响应和动态调节能力,平抑光伏电站短时功率波动^[4-6],提高光伏发电跟踪计划出力能力^[7],可改善光伏发电的电能品质,增加电网对光伏发电的接纳能力。

目前,国内外虽有多个光储联合发电示范项目,但对储能系统的研究主要集中在储能出力的优化控制和最优容量配置等方面,在平滑光伏电站功率波动应用情形下,挖掘储能系统典型功率曲线的研究成果较少。储能系统典型功率曲线是对实际功率的概括与提炼,能够反映储能系统的充放电特征。基于典型功率曲线不仅能掌握储能系统运行工况特征,增加对储能出力的整体认知,还能分析储能容量配置与典型功率曲线的关联关系,解决容量的最优配置问题。

挖掘典型曲线在电力系统负荷曲线等研究中经常提及。文献[8]提出一种基于云模型的典型运行曲线挖掘算法。文献[9]从电力负荷曲线形态出发,提出基于云模型和模糊聚类的典型电力负荷曲线挖掘方法。文献[10]提出基于经典聚类算法的集成聚类算法,通过 bootstrap 重采样、划分聚类和层次聚类来提取典型负荷曲线。文献[11]将不同天气类型下光

伏出力与对应负荷叠加,形成负荷-光伏等效负荷曲线。文献[12]提出基于因子分析和模糊聚类的工况构建方法,利用该方法得到典型工况曲线。

本文针对利用储能系统平抑光伏电站功率波动的应用背景,提出一种结合序列分布概率的储能系统典型功率曲线挖掘方法。该方法基于储能系统功率在纵向时序(若干天的同一时刻)的区间分布特性,采用基于 Bloch 球面的量子遗传算法,寻找所有分布概率大于阈值 ε 的分布概率区间及相应区间的特征功率值,根据特征功率值得到该时刻典型功率值,整合所有时刻典型功率值得到典型功率曲线。将典型天气类型聚类为 4 种,根据所提挖掘算法得到 4 种天气类型下的储能系统典型功率曲线,并从典型参数、分布情况、相关性等角度出发对典型功率曲线进行综合分析,分析结果验证了该方法的有效性。

1 不同天气类型下储能系统充放电功率特征

光伏发电具有波动性,为光伏电站配置储能系统,利用储能系统平抑光伏电站功率波动,能够增加光伏发电的可利用率。

某装机容量为 30 MW 的光伏电站,在晴天、多云、阴天和雨雪 4 种不同天气类型下的光伏电站日输出功率曲线如图 1 所示。由图 1 可知,4 种天气类型下光伏功率曲线呈现不同特征,且具有明显的差别。晴天时光伏电站输出功率较高,且变化比较平稳;多云时光伏电站具有较高的输出功率,但受到云层的影响波动剧烈;阴天和雨雪天光伏电站输出功率整体偏低,但阴天时光伏功率略高于雨雪天。

不同天气类型下光伏电站功率波动情况不同,进而使得储能系统功率曲线呈现不同特征。图 1 中示例的晴天和雨雪天光伏电站功率的分钟级波动率主要在 2% 以内,光伏功率波动较小,对储能系统出力要求不高;多云和阴天时光伏电站功率的分钟级

收稿日期:2016-12-14;修回日期:2017-08-17

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51677067);中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(2015MS32);北京市科技新星计划项目(Z141101001814094);国家电网公司科技项目(DG71-14-046)

Project supported by the National Natural Science Foundation of China(51677067),the Fundamental Research Funds for the Central Universities(2015MS32),Beijing New-star Plan of Science and Technology(Z141101001814094) and Science and Technology Project of SGCC(DG71-14-046)

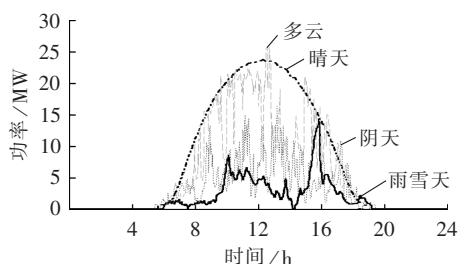


图 1 典型天气类型下光伏功率曲线

Fig.1 PV power curves under typical weather patterns

波动率集中在 $[0, 20\%]$ 区间内,远高于晴天和雨雪天情况,对储能系统出力的要求提高。在平滑光伏功率波动率应用场景下,采用基于斜率控制的平滑策略^[3]来确定储能系统的功率,图 2 显示了 4 种典型天气类型下储能系统功率曲线。

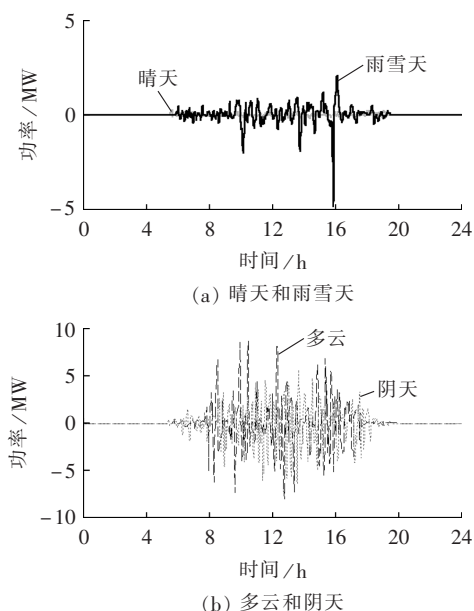


图 2 典型天气类型下储能系统功率曲线

Fig.2 Energy storage system power curves under typical weather patterns

由图 2 可知,不同天气类型下储能系统功率曲线特征不同,晴天时储能系统基本不出力,储能系统功率在 $[-0.2, 0.2]$ MW 以内;雨雪天时储能系统功率主要集中在 $[-2.5, 2.5]$ MW 区间内,功率曲线幅值小且变化平缓;多云和阴天时储能系统功率在 $[-10, 10]$ MW 区间内波动,功率曲线幅值较大且波动剧烈。

上述分析表明,储能系统功率曲线随光伏电站功率波动的不同而呈现不同运行特征,仅提取一条典型功率曲线难以表征不同天气下储能系统运行的特点,本文基于此提出一种结合序列分布概率的储能系统典型功率曲线挖掘方法:将储能系统众多运行曲线根据不同天气类型,聚类成晴天、多云、阴天和雨雪天四大类;用结合序列分布概率的挖掘方法提取 4 条不同天气类型下的典型功率曲线来表征储能系统的典型运行工况;并综合对比分析 4 条挖掘

的功率曲线的信息,揭示储能系统运行特征。

2 储能系统典型功率曲线挖掘算法

2.1 储能系统典型功率曲线挖掘总体框图

挖掘 4 种天气类型下的储能系统典型功率曲线面临的主要问题是 4 种天气类型下储能系统功率数据的获取问题和典型功率值的挖掘问题。为解决上述问题,本文采用模糊 C 均值聚类方法^[13]对光伏电站功率数据进行聚类,获得 4 种天气类型下的光伏功率数据;再采用文献[4]的平滑控制策略对光伏功率进行平滑,即可得到相应四大类的储能系统功率数据。基于获得的储能系统功率数据,提出基于序列分布概率的典型功率曲线挖掘算法获得储能系统的典型功率曲线。

图 3 给出了典型功率曲线挖掘总体流程图。

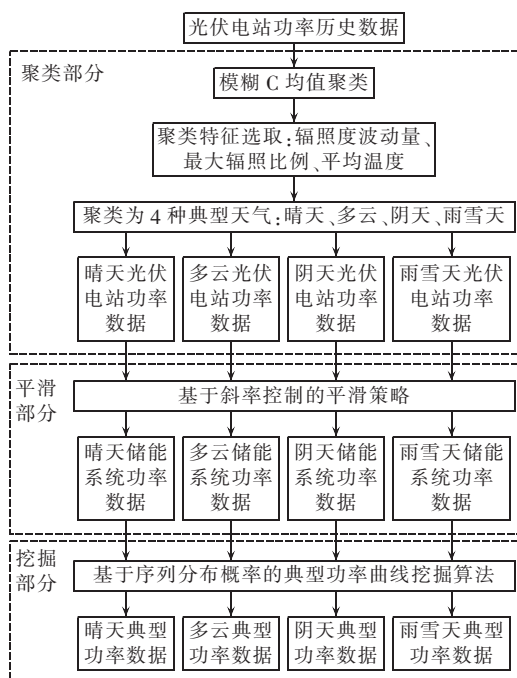


图 3 储能系统典型功率曲线挖掘流程

Fig.3 Flowchart of typical power curve mining for energy storage system

2.2 模糊 C 均值聚类

模糊 C 均值聚类算法聚类公式为:

$$J(U, V) = \sum_{i=1}^M \sum_{c=1}^C (\mu_c(i))^q \|X_i - V_c\|^2 \quad (1)$$

其中, $J(U, V)$ 为目标函数; U 为各数据点隶属度矩阵; $\mu_c(i)$ 为第 i 个数据点相对于第 c 个聚类中心的隶属度; C 为聚类中心数; $X_i (i=1, 2, \dots, M)$ 为聚类的第 i 个数据点, M 为参与聚类的光伏电站数据天数; V_c 为第 c 个聚类中心的位置向量; q 为加权指数。

模糊 C 均值聚类算法对光伏电站数据进行聚类的步骤如下。

a. 选取聚类特征。

本文将典型天气类型分为晴天、多云、阴天、雨雪天 4 种类型,即聚类中心数 $C=4$ 。选取辐照度波动量、最大辐照比例、平均温度作为聚类特征,即:

$$\mathbf{X}_i = [V_i, K_i, T_i] \quad (2)$$

其中, V_i 为第 i 日辐照度波动量; K_i 为第 i 日最大辐照比例; T_i 为第 i 日平均温度。

辐照度波动量 V_i 反映太阳能电池板实际受辐射波动情况,计算公式为:

$$V_i = \frac{\sum_{k=2}^n \sqrt{(I_{k,i} - I_{k-1,i})^2 + (\Delta t)^2}}{\sum_{k=2}^n \sqrt{[(E_{k,i}^c - E_{k-1,i}^c) K_i]^2 + (\Delta t)^2}} \quad (3)$$

其中, n 为辐照度数据采样点数; $I_{k,i}$ 为第 i 日第 k 个数据点的地表水平面实际辐照度; $E_{k,i}^c$ 为第 i 日第 k 个数据点的地外水平面最大辐照度; Δt 为辐照度数据点时间间隔。

最大辐照比例 K_i 是太阳能电池板接受到的实际太阳辐照度 I_i 与同时间段地外水平面最大辐照度 E_i^c 的比值,计算公式为:

$$K_i = \frac{I_i}{E_i^c} \quad (4)$$

b. 初始化各数据点隶属度矩阵 $\mathbf{U}$ 。

$$\mathbf{U}^{(a)} = [\mu_c(i)^{(a)}] \in \mathbf{R}^{C \times M} \quad (5)$$

c. 计算第 $a+1$ 次迭代的聚类 c 的中心位置向量。

$$\mathbf{V}_c = \frac{\sum_{i=1}^M (\mu_c(i)^{(a)})^q \mathbf{X}_i}{\sum_{i=1}^M (\mu_c(i)^{(a)})^q} \quad c=1, 2, \dots, C \quad (6)$$

d. 更新各数据点 $\mathbf{X}_i$ 的隶属度:

$$\mu_c(i)^{(a)} = \frac{1}{\sum_{b=1}^C \left(\frac{\|\mathbf{X}_i - \mathbf{V}_c\|}{\|\mathbf{X}_i - \mathbf{V}_b\|} \right)^{2/(q-1)}} \quad (7)$$

其中, $b=1, 2, \dots, C$ 。

e. 判断迭代结束条件。

$$\|\mu_c(i)^{(a)} - \mu_c(i)^{(a-1)}\| < \tau \quad (8)$$

其中, τ 为判断聚类终止条件的阈值。

采用文献[3]的平滑控制策略对聚类后的光伏电站功率数据进行平滑,即可得到相应四大类的储能系统功率数据。

2.3 基于序列分布概率的典型功率曲线挖掘算法

2.3.1 基于序列分布概率的典型功率曲线挖掘算法基本思想

从储能系统分散的功率数据挖掘典型功率曲线的挖掘算法主要思想可概括为:

a. 针对某一时刻 k , 从不同天储能系统功率中, 挖掘最能反映该时刻充放电特征的典型功率值 P_k ;

b. 挖掘并整合所有时刻的典型功率值, 得到储能系统典型功率曲线 $\mathbf{P}_{\text{typical}} = [P_1, P_2, \dots, P_n]$ 。

上述挖掘思想中, 一个关键问题是如何从凌乱

的储能数据中挖掘出 k 时刻能够代表储能系统充电特征的典型功率值 P_k 。由于不同天同一 k 采样时刻的储能功率历史数据非常分散, 本文利用储能系统功率在纵向时序的频率分布特性, 提出采用基于 Bloch 球面的量子遗传算法, 首先寻找大于设定阈值 ε 的最大分布概率区间, 该区间具有聚集更多功率点的特征; 然后再利用 Bloch 球面的量子遗传算法寻找各分布区间相应的特征功率值; 最后结合特征功率值的概率信息得到 k 时刻典型功率值。

2.3.2 基于 Bloch 球面的量子遗传算法的寻优流程

如何优化找到最大分布概率区间 L_{opt1} 及相对应的特征功率值 E_{k1} 是算法的难点。遗传算法能够解决无梯度信息的优化问题。但传统遗传算法一般采用二进制编码, 使得基因状态单一, 容易发生陷入局部最优问题^[14]。Bloch 球面的量子遗传算法采用量子位编码形式, 带来了种群多样性, 为获得更好的优化效果, 本文采用基于 Bloch 球面的量子遗传算法, 针对目标函数, 寻找储能系统功率值的最大分布概率区间 L_{opt1} 及相应特征功率值 E_{k1} 。

设 m 天内 k 时刻的储能系统历史数据构成的纵向功率向量为 $\mathbf{P}_{k1} = [p_{1k}, p_{2k}, \dots, p_{mk}]^T$ 。从向量 $\mathbf{P}_{k1}$ 中寻找功率值 p_{gk} 分布最为集中的区间, 作为最大分布概率区间 $L_{\text{opt1}} = [x_{\text{opt1}}, x_{\text{opt1}} + d]$, 区间长度 d 可根据储能系统最大功率值确定, 本文选取区间长度 d 为储能系统最大功率值的 10%。采用基于 Bloch 球面的量子遗传算法, 寻找最大分布概率区间下限 x_{opt1} 值。

定义优化目标函数 J 为:

$$\max J = \max_{g=1}^m \sum f(p_{gk}) \quad (9)$$

$$f(p_{gk}) = \begin{cases} 1 & x \leq p_{gk} \leq x + d \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

在 Bloch 球面的量子遗传算法中, 区间下限 x 的编码表示为:

$$L_{Xi} = \begin{bmatrix} \cos \varphi_i \sin \theta_i \\ \sin \varphi_i \sin \theta_i \\ \cos \theta_i \end{bmatrix} \quad (11)$$

其中, $i=1, 2, \dots, S$, S 为种群规模。

寻优过程中, x 的取值区间为 $[p_{\min}, p_{\max}]$, $p_{\max}$ 为向量 $\mathbf{P}_{k1}$ 最大值, $p_{\min}$ 为向量 $\mathbf{P}_{k1}$ 最小值。使用量子旋转门对 2 个角度参量 φ_i, θ_i 进行更新, 完成种群的选择、交叉操作, 使用变异算子完成种群的变异操作。同时引入灾变思想, 增加量子非门操作, 引导跳出局部最优^[15]。

x_{opt1} 的具体优化流程可描述如下。

a. 设定算法相关参数, 种群规模为 S , 最大迭代次数为 $r_{\max}$ 。令迭代次数 $r=1$, 采用 Bloch 球面坐标对 x 值进行编码, 随机产生角度参量 φ_i 和 θ_i , 得到初始

化种群 $Y(t)$ 。

b. 根据 x 的取值范围,对种群中个体进行反归一化处理,得到各变量值。

c. 根据式(9)评价每个个体适应度,记录个体最优适应度和对应参数 φ_i, θ_i 。

d. 令迭代次数 $r=r+1$,采用量子旋转门对角度参量 φ_i, θ_i 进行更新,完成种群的选择、交叉操作,采用变异算子完成种群的变异操作,得到新一代种群 $Y(r)$ 。

e. 对新一代种群中个体进行反归一化处理,重新评价个体适应度,更新个体最优适应度和对应参数 φ_i, θ_i 。

f. 当最优个体长期不变时,对种群进行灾变处理,增加种群变异率。

g. 若达到最大迭代次数,则搜索停止,输出 x_{opt1} 寻优结果,否则转步骤 **d**。

提取 P_{k1} 中落在最大概率区间 L_{opt1} 内的功率值,组成向量 $I_{k1}=[p'_{1k}, p'_{2k}, \dots, p'_{lk}]^T$,设向量 I_{k1} 的最大值为 $p'_{\max}$,最小值为 $p'_{\min}$,在区间 $[p'_{\min}, p'_{\max}]$ 内选取特征功率值 E_{k1} ,选取的原则为 E_{k1} 到向量 I_{k1} 中其他元素的欧氏距离最短。该区间的最优特征功率值 E_{k1} 获得同样采用基于 Bloch 球面的量子遗传算法寻优。算法寻优过程与区间下限 x_{opt1} 的步骤相似,这里不再详述。但是需注意的是,此时 E_{k1} 的取值区间为 $[p'_{\min}, p'_{\max}]$,寻优的目标函数 T 定义为:

$$\min T = \min \sqrt{\sum_{j=1}^l (E_{k1} - p'_{jk})^2} \quad (12)$$

2.3.3 典型功率曲线挖掘算法流程

基于序列分布概率的典型功率曲线挖掘算法具体步骤可描述如下。

a. 读取 m 天储能系统功率数据,组成功率值矩阵 H ,矩阵中元素 $p_{gk}(g=1,2,\dots,m)$ 为第 g 天 k 时刻储能系统功率。

$$H_{m \times n} = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} & \cdots & p_{1n} \\ p_{21} & p_{22} & \cdots & p_{2n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ p_{m1} & p_{m2} & \cdots & p_{mn} \end{bmatrix} \quad (13)$$

b. 提取 m 天内 k 时刻储能系统功率向量: $P_{k1}=[p_{1k}, p_{2k}, \dots, p_{mk}]^T$ 。

c. 从向量 P_{k1} 中寻找功率值 p_{gk} 分布最为集中的区间,作为最大分布概率区间 $L_{opt1}=[x_{opt1}, x_{opt1}+d]$ 。采用基于 Bloch 球面的量子遗传算法确定最大分布概率区间下限 x_{opt1} 值,详细过程可参见 2.3.2 节。

提取 P_{k1} 中落在最大概率区间 L_{opt1} 内的功率值,组成向量 $I_{k1}=[p'_{1k}, p'_{2k}, \dots, p'_{lk}]^T$,并计算分布概率 F_{k1} 。

$$F_{k1} = \frac{t}{m} \quad (14)$$

图 4(a)给出该步骤示意图。图 4(a)显示了采用基于 Bloch 球面的量子遗传算法对 k 时刻 10 个功率值进行优化分析后,得到功率值分布最为集中的区间,该分布区间内共有 4 个功率值。

d. 采用基于 Bloch 球面的量子遗传算法计算特征功率值 E_{k1} ,详见 2.3.2 节。

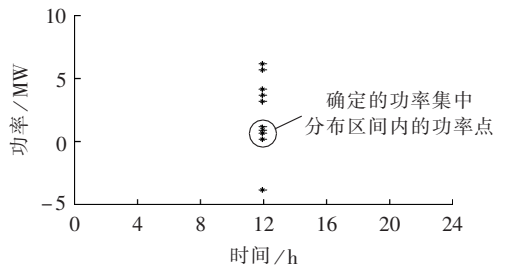
e. 从向量 P_{k1} 中减去向量 I_{k1} 中的功率值,得到新的向量 P_{k2} 。参照步骤 **c**,得到最大分布概率区间 L_{opt2} 和向量 I_{k2} ,并计算分布概率 F_{k2} ,如图 4(b)所示。

f. 若 F_{k2} 小于阈值 ε ,则 $k=k+1$,即进入寻找下一时刻的典型功率值;若 F_{k2} 不小于阈值 ε ,则参照步骤 **d** 找出特征功率值 E_{k2} 。参照步骤 **c**、**d**,找到所有 h 个特征功率值,直到 F_{ki} 小于阈值 ε 。阈值 ε 的取值可根据功率值分布的离散程度确定,功率值分布较为分散时,可适当减小 ε 的取值,反之可适当增加 ε 的取值。

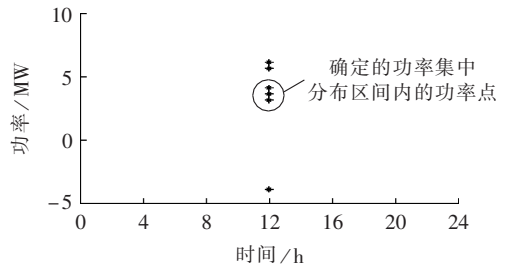
g. 从 k 时刻的特征功率值向量 $[E_{k1}, E_{k2}, \dots, E_{kh}]$ 中,应用赌轮盘原理按概率原则选出某个元素 E_{ki} 作为储能系统在 k 时刻的典型功率值 P_k , P_k 取值为 E_{ki} 的概率为:

$$f(P_k=E_{ki}) = F_{ki} / \sum_{i=1}^h F_{ki} \quad (15)$$

h. 依次计算各个时刻储能系统典型功率值,得到储能系统典型功率曲线 $P_{\text{typical}}=[P_1, P_2, \dots, P_n]$ 。



(a) 第一轮优化确定的最大分布概率区间内的功率点



(b) 第二轮优化确定的最大分布概率区间内的功率点

图 4 储能系统典型功率曲线挖掘示意图

Fig.4 Schematic diagram of typical power curve mining for energy storage system

图 5 为挖掘部分具体流程图。

3 仿真分析

3.1 4 种天气类型的典型功率曲线

本文利用储能系统平滑光伏电站功率波动,挖

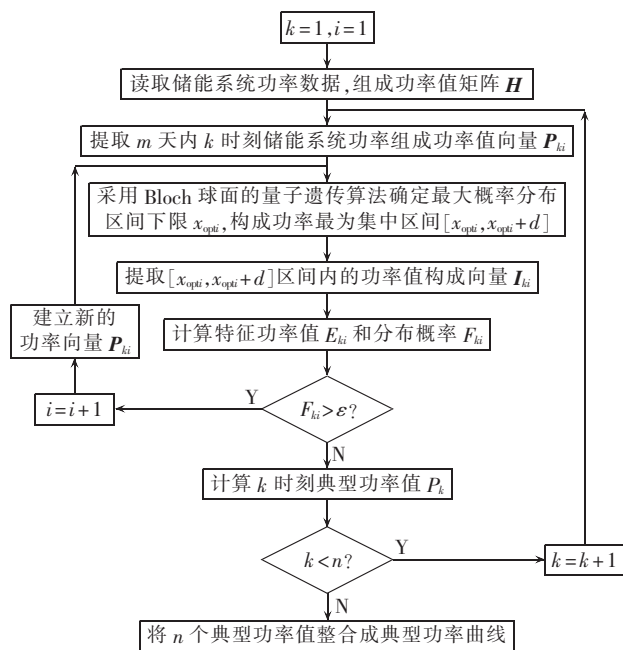


图 5 挖掘部分具体流程图

Fig.5 Specific flowchart of mining part

据该应用背景下储能系统运行过程中的典型功率曲线。以某 30 MW 光伏电站实际输出功率为分析处理对象,时间跨度为 1 a,数据采样间隔 $\Delta t=1 \text{ min}$ 。采用模糊 C 均值聚类方法对光伏电站功率数据进行聚类,得到晴天、多云、阴天、雨雪天 4 种典型天气类型下的光伏功率,根据平滑控制策略得到相应的储能系统功率数据,如图 6 所示。

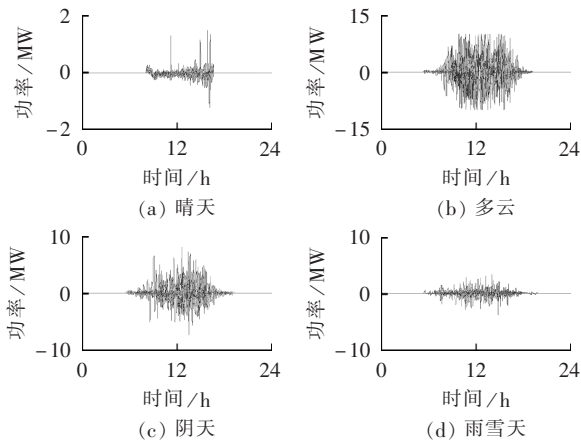


图 6 储能系统功率数据(部分数据)

Fig.6 Power data of energy storage system (partial data)

图 6 数据表明,4 种天气类型下储能系统出力差异很大。根据本文提出的挖掘方法,得到 4 种天气类型下储能系统的典型功率曲线如图 7 所示。从图 7 可知,晴天时典型功率曲线显示储能系统出力最小,在 $[-0.2, 0.2] \text{ MW}$ 区间内,多云天气下典型功率曲线在 $[-10, 10] \text{ MW}$ 区间内波动,阴天时典型功率曲线在 $[-5, 5] \text{ MW}$ 区间内,雨雪天的典型功率曲线在 $[-2.5, 2.5] \text{ MW}$ 区间内,且各种天气类型下的

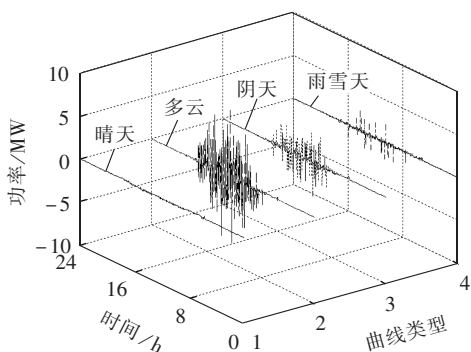


图 7 典型天气类型下储能系统典型功率曲线

Fig.7 Typical power curves of energy storage system under typical weather patterns

典型功率曲线特征不同。

3.2 典型功率曲线特征分析

3.2.1 充放电功率分布对比分析

为进一步反映提取的典型功率曲线中蕴含的充放电功率分布信息,统计 4 种天气类型下储能系统典型功率的概率分布,如图 8 所示。由于光伏电站在夜间和太阳辐照度较低时段输出功率为 0,图 8 统计的数据时段为 06:00—19:00。

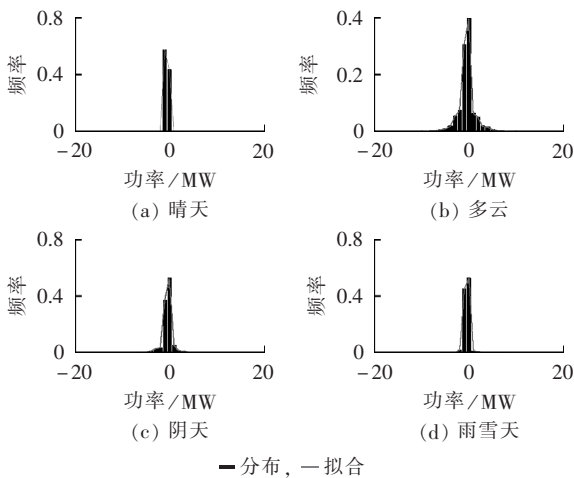


图 8 储能系统典型功率分布直方图及拟合曲线

Fig.8 Histogram of typical power distribution and its fitting curve for energy storage system

图 8 显示,晴天时储能系统典型功率的概率密度拟合曲线在 0 值处集中,表明储能系统出力变化范围小,典型功率曲线波动最为平缓。多云天气下的概率密度拟合曲线覆盖范围最宽,拟合曲线向 0 值两侧拉伸,表明此种天气类型对储能系统出力的需要最大,功率波动剧烈。尽管储能系统典型功率波动区间覆盖了 $[-10, 10] \text{ MW}$,但大数值功率所占频率不高,典型功率主要集中在 $[-5, 5] \text{ MW}$ 区间内。阴天和雨雪天的典型功率曲线波动相对较为剧烈,阴天时典型功率概率密度曲线覆盖范围略宽于雨雪天,尽管阴天时典型功率波动范围为 $[-5, 5] \text{ MW}$,雨雪天的典型功率波动范围为 $[-2.5, 2.5] \text{ MW}$,但 2 种天

气类型下的典型功率都主要集中在 $[-1.5,1.5]$ MW 区间内。

3.2.2 典型工况参数对比

从充电电量、放电电量、最大充电功率、最大放电功率和最大功率变化率等工况参数出发,定量分析 4 种天气下典型功率曲线的特征,如表 1 所示。

表 1 典型功率曲线工况参数

Table 1 Working parameters of typical power curves

天气类型	充电电量/(MW·h)	放电电量/(MW·h)	最大充电功率/MW	最大放电功率/MW	最大变化率/(MW·min ⁻¹)
晴天	0.37	0.02	0.20	0.08	0.14
多云	5.60	5.98	7.58	7.80	10.23
阴天	1.92	2.31	3.95	3.39	4.91
雨雪天	0.78	0.82	1.98	2.32	2.31

由表 1 可知,在天气类型由晴天、雨雪天、阴天到多云的变化过程中,各个工况参数的数值不断增大,多云天气下典型功率曲线具有最大的充放电量、最大充放电功率和最大功率变化率,代表储能系统运行过程中的最大充放电功率和最大使用容量信息,可进一步应用于储能系统的最优功率配置和容量配置,这也正是储能系统典型功率曲线挖掘的价值。

3.2.3 典型功率曲线相关性分析

以晴天时典型功率曲线为基准,引入纵向偏差^[16]评价指标 I_R ,分析晴天时典型功率曲线与不同天气类型下典型功率曲线的差别。

$$I_R(l)=\sqrt{n^{-1}\sum_{i=1}^n\left[\frac{P(i)-P_l(i)}{P_{\max}}\right]^2}$$

(16)

其中, $I_R(l)$ 为晴天时典型功率曲线与第 l 种天气类型下典型功率曲线的纵向偏差; P 为晴天时典型功率曲线; P_l 为第 l 种天气类型下典型功率曲线; $P_{\max}$ 为典型功率曲线的最大值。

表 2 给出了晴天时典型功率曲线与不同天气类型下曲线的纵向偏差。由表 2 可知,晴天时典型功率曲线与多云天气下曲线的纵向偏差最大,与雨雪天气下的纵向偏差最小,但纵向偏差之间的差别较大。

表 2 偏差评价指标 I_R

Table 2 Deviation evaluation index I_R

天气类型	I_R	天气类型	I_R
晴天	0	阴天	0.06
多云	0.15	雨雪天	0.03

表 3 进一步给出了 4 种天气类型下典型功率曲线之间的相关系数。

由表 3 可知,不同天气类型下典型功率曲线之间的相关系数很小,曲线之间不存在相关性或相关性很低。表 2 和表 3 表明一条典型功率曲线难以表征不同天气下储能系统运行曲线的整体特点,提取不同天气类型下的典型功率曲线表征储能系统运行工况信息更具合理性。

表 3 典型功率曲线的相关系数

Table 3 Correlation coefficient of typical power curves

天气类型	相关系数			
	晴天	多云	阴天	雨雪天
晴天	1.000	-0.022	0.022	0.024
多云	-0.022	1.000	0.071	-0.008
阴天	0.022	0.071	1.000	-0.052
雨雪天	0.024	-0.008	-0.052	1.000

3.2.4 基于典型功率曲线的容量配置

利用提取的典型功率曲线,可以辅助解决储能系统容量的最优配置问题。由于不必再选用长时间跨度(例如 1 a)的数据配置储能容量,具有压缩数据量、节省计算量的优点。

采用文献[17]容量配置计算公式:

$$C_{\text{ap}}=\max(N_1,N_2)$$

(17)

$$N_1=\max(|P_1\Delta t|,|P_1\Delta t+P_2\Delta t|,\cdots,|P_1\Delta t+P_2\Delta t+\cdots+P_n\Delta t|)$$

(18)

$$N_2=\max\left(\left|\sum_{i=1}^{m_1}P_i\Delta t\right|,\left|\sum_{i=m_2}^{m_3}P_i\Delta t\right|,\cdots,\left|\sum_{i=m_{n-1}}^{m_n}P_i\Delta t\right|\right)$$

(19)

其中, C_{ap} 为所配置的储能系统容量; P_i 为典型功率曲线在 i 时刻的充放电功率; $1-m_1-m_2-m_3-\cdots-m_{n-1}-m_n$ 为储能不间断充电/放电的数据采样时刻。

将典型功率曲线的数据代入式(17) — (19),计算出所配置的储能系统容量如表 4 所示。

表 4 基于典型功率曲线的容量配置

Table 4 Capacity allocation based on typical power curves

天气类型	容量配置/(MW·h)	天气类型	容量配置/(MW·h)
晴天	0.32	阴天	1.87
多云	3.26	雨雪天	0.81

表 4 表明,不同天气类型下配置的储能系统容量相差较大,其数值为储能系统的容量配置提供了参考。晴天时光伏电站输出功率波动率较低,对储能系统充放电要求不高,此时求出储能系统容量配置为 0.32 MW·h;多云天气下光伏电站输出功率波动率较高,对储能系统出力要求高,此时求出储能系统容量配置为 3.26 MW·h;阴天和雨雪天气下求出的储能系统容量配置介于晴天和多云之间。考虑到适应各种天气的容量配置需求,可采用多云天气下的 3.26 MW·h 作为光伏电站应配置的储能容量。

4 结论

本文提出了平滑光伏电站功率波动应用背景下的储能系统不同天气类型下典型功率曲线的挖掘方法,主要内容如下。

a. 在分析不同天气类型下储能系统充放电功率特征不同的基础上,本文采用模糊 C 均值聚类方法对光伏电站功率数据进行聚类,获得不同天气类型

下 4 类表征储能系统运行特征的充放电功率数据。

b. 提出了一种基于纵向时序上概率分布特性的储能系统典型功率曲线的挖掘方法,利用储能系统功率分布概率信息挖掘典型功率曲线功率值。该方法基于 Bloch 球面的量子遗传算法,寻优得到储能功率的最大分布概率区间和特征功率值,依照概率信息挖掘出典型功率曲线。

c. 根据挖掘算法得到 4 种天气类型下的储能系统典型功率曲线的典型参数、分布情况、相关性分析和容量配置表明,提取不同天气类型下的储能系统典型功率曲线表征储能系统运行工况信息更具合理性,对进一步应用于储能系统的最优功率配置和容量配置具有一定参考价值。

参考文献:

- [1] 丁明,王伟胜,王秀丽,等. 大规模光伏发电对电力系统影响综述[J]. 中国电机工程学报,2014,34(1):1-14.
DING Ming,WANG Weisheng,WANG Xiuli,et al. A review on the effect of large-scale PV generation on power systems[J]. Proceedings of the CSEE,2014,34(1):1-14.
- [2] LI X,YAO L,HUI D. Optimal control and management of a large-scale battery energy storage system to mitigate fluctuation and intermittence of renewable generations[J]. Journal of Modern Power Systems & Clean Energy,2016,4(4):593-603.
- [3] 陈炜,艾欣,吴涛,等. 光伏并网发电系统对电网的影响研究综述[J]. 电力自动化设备,2013,33(2):26-32.
CHEN Wei,AI Xin,WU Tao,et al. Influence of grid-connected photovoltaic system on power network[J]. Electric Power Automation Equipment,2013,33(2):26-32.
- [4] LI X,HUI D,LAI X. Battery Energy Storage Station(BESS)-based smoothing control of PhotoVoltaic(PV) and wind power generation fluctuations[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy,2013,4(2):464-473.
- [5] 吕超贤,李欣然,卢龙辉,等. 基于小波分频与双层模糊控制的多类型储能系统平滑策略[J]. 电力系统自动化,2015,39(2):21-29.
LÜ Chaoxian,LI Xinran,HU Longhui,et al. A smoothing strategy for hybrid energy storage system based on wavelet frequency allocation and two-level fuzzy control[J]. Automation of Electric Power Systems,2015,39(2):21-29.
- [6] 吴振威,蒋小平,马会萌,等. 用于混合储能平抑光伏波动的小波包-模糊控制[J]. 中国电机工程学报,2014,34(3):317-324.
WU Zhenwei,JIANG Xiaoping,MA Huimeng,et al. Wavelet packet-fuzzy control of hybrid energy storage systems for PV power smoothing[J]. Proceedings of the CSEE,2014,34(3):317-324.
- [7] LI Q,CHOI S S,YUAN Y,et al. On the determination of battery energy storage capacity and short-term power dispatch of a wind farm[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy,2011,2(2):148-158.
- [8] 韩晓娟,籍天明,李蓓,等. 确定应用场景下的储能系统典型运行曲线挖掘[J]. 中国电机工程学报,2016,36(4):978-985.
HAN Xiaojuan,JI Tianming,LI Bei,et al. Typical operation curve mining of energy storage system oriented to specific application scenario[J]. Proceedings of the CSEE,2016,36(4):978-985.
- [9] 宋易阳,李存斌,祁之强. 基于云模型和模糊聚类的电力负荷模式提取方法[J]. 电网技术,2014,38(12):3378-3383.
- SONG Yiyang,LI Cunbin,QI Zhiqiang. Extraction of power load patterns based on cloud model and fuzzy clustering[J]. Power System Technology,2014,38(12):3378-3383.
- [10] 张斌,庄池杰,胡军,等. 结合降维技术的电力负荷曲线集成聚类算法[J]. 中国电机工程学报,2015,35(15):3741-3749.
ZHANG Bin,ZHUANG Chijie,HU Jun,et al. Ensemble clustering algorithm combined with dimension reduction techniques for power load profiles[J]. Proceedings of the CSEE,2015,35(15):3741-3749.
- [11] 陈禹,唐巍,陈昕玥,等. 基于负荷-光伏等效负荷曲线动态分段的配电线路联络开关优化配置[J]. 电力自动化设备,2015,35(3):47-53.
CHEN Yu,TANG Wei,CHEN Xinyue,et al. Tie switch allocation optimization based on dynamic segment of equivalent load-PV curve[J]. Electric Power Automation Equipment,2015,35(3):47-53.
- [12] 石琴,郑与波. 因子分析在汽车行驶工况构建过程中的应用[J]. 中国机械工程,2011,22(9):1123-1127.
SHI Qin,ZHENG Yubo. Application of factor analysis in driving cycle development[J]. China Mechanical Engineering,2011,22(9):1123-1127.
- [13] MOSADEGHY M,YAN R,SAHA T K. Impact of PV penetration level on the capacity value of South Australian wind farms[J]. Renewable Energy,2016,85:1135-1142.
- [14] 马速良,马会萌,蒋小平,等. 基于 Bloch 球面的量子遗传算法的混合储能系统容量配置[J]. 中国电机工程学报,2015,35(3):592-599.
MA Suliang,MA Huimeng,JIANG Xiaoping,et al. Capacity configuration of the hybrid energy storage system based on Bloch spherical quantum genetic algorithm[J]. Proceedings of the CSEE,2015,35(3):592-599.
- [15] 李盼池. 基于量子位 Bloch 坐标的量子遗传算法及其应用[J]. 控制理论与应用,2008,25(6):985-989.
LI Panchi. Quantum genetic algorithm based on Bloch coordinates of qubits and its application[J]. Control Theory & Applications,2008,25(6):985-989.
- [16] 徐曼,乔颖,鲁宗相. 短期风电功率预测误差综合评价方法[J]. 电力系统自动化,2011,35(12):20-26.
XU Man,QIAO Ying,LU Zongxiang. A comprehensive error evaluation method for short-term wind power prediction[J]. Automation of Electric Power Systems,2011,35(12):20-26.
- [17] 修晓青,李建林,惠东. 用于电网削峰填谷的储能系统容量配置及经济性评估[J]. 电力建设,2013,34(2):1-5.
XIU Xiaoqing,LI Jianlin,HUI Dong. Capacity configuration and economic evaluation of energy storage system for grid peak load shifting[J]. Electric Power Construction,2013,34(2):1-5.

作者简介:



杨锡运

杨锡运(1973—),女,内蒙古通辽人,教授,博士,主要研究方向为新能源发电控制(E-mail:yangxiyun916@sohu.com);

任杰(1992—),男,山东菏泽人,硕士研究生,主要研究方向为新能源发电与数据挖掘(E-mail:renjienh@126.com);

李相俊(1979—),男,辽宁抚顺人,教授级高级工程师,博士,通信作者,主要研究方向为电池储能系统控制(E-mail:lixiangjun@epri.sgcc.com.cn)。

(下转第 28 页 continued on page 28)

2016(6):147-152.

- [19] SUN L, GONG C, HAN F. Design and optimization of control parameters based on direct-drive permanent magnet synchronous generator for wind power system[C]//2013 8th IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications (ICIEA). Melbourne, VIC, Australia: IEEE, 2013: 1238-1243.

作者简介:

吴汪平(1991—),男,安徽安庆人,硕士研究生,研究方向为电力系统及其自动化(E-mail: wode15sjtu@sjtu.edu.cn);
楚皓翔(1990—),男,河南商丘人,硕士研究生,研究方



吴汪平

向为电力系统及其自动化;

解大(1969—),男,黑龙江哈尔滨人,副教授,博士,研究方向为电力系统分析、灵活交流输电设备、新能源;

张延迟(1967—),男,北京人,副教授,博士,研究方向为并网型风力发电机和电力系统仿真;

王西田(1973—),男,陕西旬阳人,副教授,博士,研究方向为电机机网相互作用;

李国杰(1965—),男,浙江瑞安人,教授,博士,主要研究方向为新能源控制与接入、微电网分析与控制。

Influence of PI controllers' parameters on machine-network interaction of grid-connected PMSG system

WU Wangping¹, CHU Haoxiang¹, XIE Da¹, ZHANG Yanchi², WANG Xitian¹, LI Guojie¹

(1. Department of Electrical Engineering, School of Electronic Information and Electrical Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China; 2. School of Electrical Engineering, Shanghai Dianji University, Shanghai 200240, China)

Abstract: A small-signal model of PMSG (Permanent Magnet Synchronous wind Generator) based on PQ decoupling control is built to study the oscillation of grid-connected PMSG system. The oscillation modes of the system, the characteristic frequency and the dominant state variables of each oscillation mode are found out by eigenvalue analysis method and correlation factor analysis method, and the optimal parameter combination of PI controller is found by estimation of distribution algorithm based on Copula theory. The time-domain simulation is carried out on the MATLAB/Simulink platform to verify the existence of various oscillation modes. Without changing the stability of the system, the sub-synchronous control interaction mode, sub-synchronous oscillation mode and low frequency oscillation mode of the system are studied by changing the converter control parameters in turn. The modes of the established PMSG model are analyzed with the optimal PI controllers' parameters, which verifies the correctness of the proposed model.

Key words: PMSG; control parameters; sub-synchronous control interaction; sub-synchronous oscillation; low frequency oscillation; estimation of distribution algorithm

(上接第 14 页 continued from page 14)

Typical power curve mining of energy storage system combined with sequence distribution probability

YANG Xiyun¹, REN Jie¹, LI Xiangjun², DONG Dehua¹, JIA Xuecui²

(1. School of Control and Computer Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206, China;
2. State Key Laboratory of Control and Operation of Renewable Energy and Storage Systems, China Electric Power Research Institute, Beijing 100192, China)

Abstract: A typical power curve mining method for energy storage system is proposed in the application of smoothing power fluctuation of photovoltaic power plant. According to the power interval distribution characteristics of energy storage system in longitudinal timing sequence, the distribution intervals with the distribution probability larger than the threshold and their corresponding characteristic power values are searched by the quantum genetic algorithm based on Bloch sphere. The typical power value at the moment is obtained according to the characteristic power value, and then the typical power curve is determined. The typical power curves of the energy storage system under four weather patterns are obtained from mining are comprehensively analyzed, which verifies the effectiveness of the proposed method.

Key words: energy storage; power smoothing; typical power curve; distribution probability interval