

引用格式:陈石东,杨帅,贺星,等.分布式光伏电源直供电监控策略研究[J].电力科学与技术学报,2026,41(2):201-211.

Citation: CHEN Shidong, YANG Shuai, HE Xing, et al. Research on monitoring strategy for direct power supply of distributed photovoltaic power sources[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2026, 41(2): 201-211.

分布式光伏电源直供电监控策略研究

陈石东, 杨帅, 贺星, 余敏琪, 黄瑞

(国网湖南省电力有限公司供电服务中心(计量中心), 湖南长沙 410000)

摘要: 分布式光伏电源的出力的随机性与间歇性对配电网的稳定运行及电能质量提出了显著挑战。对此, 提出一种基于近邻传播聚类算法 (affinity propagation clustering algorithm, APCA) 的方法, 有效识别光伏电源的直供电情况。与传统方法不同, 该方法选择同台区的光伏电源, 降低气候和光照强度等因素的影响, 提高算法准确性和可操作性。首先, 采用相关系数筛选出相关性较高的光伏电源。其次, 利用近邻传播聚类算法 (affinity propagation, AP) 对三相并网功率曲线进行聚类分析, 进一步识别直供电嫌疑并确定可能的直供电类型。最后, 采用案例分析, 验证所提方法可帮助供电公司更好地管理分布式光伏电源系统, 提高电力市场的公平性和透明度。

关键词: 分布式电源; 近邻传播聚类算法; 直供电; 相关性分析

DOI: 10.19781/j.issn.1673-9140.2026.02.018 中图分类号: TM615 文章编号: 1673-9140(2026)02-0201-11

Research on monitoring strategy for direct power supply of distributed photovoltaic power sources

CHEN Shidong, YANG Shuai, HE Xing, YU Minqi, HUANG Rui

(Power Supply Service Center (Metering Center), State Grid Hunan Electric Power Company Limited, Changsha 410000, China)

Abstract: The randomness and intermittency of the output of distributed photovoltaic power sources pose significant challenges to the stable operation and power quality of distribution networks. In this paper, a method based on affinity propagation clustering algorithm (APCA) is proposed to effectively identify the direct power supply situations of photovoltaic power sources. Unlike traditional methods, photovoltaic power sources in the same station area are selected by this algorithm, which reduces the influence of factors such as climate and light intensity and improves the accuracy and operability of the algorithm. First, correlation coefficients are used to screen out photovoltaic power sources with high correlation. Secondly, cluster analysis is conducted on the three-phase grid-connected power curves using the AP clustering algorithm, which further identifies suspected direct power supply and determines possible direct power supply types. Finally, a case analysis is used to verify that the proposed method helps power supply companies better manage distributed photovoltaic power source systems and improves the fairness and transparency of the electricity market.

Key words: distributed power supply; affinity propagation clustering algorithm; direct power supply; correlation analysis

2022年5月30日, 中国国务院办公厅转发了国家发展改革委、国家能源局《关于促进新时代新能源高质量发展的实施方案》提出了在具备条件的工业企业、工业园区, 加快发展分布式光伏、分散式风电等新能源项目, 支持工业绿色微电网和源-网-荷-

储一体化项目建设, 推进多能互补高效利用, 开展新能源电力直供电试点, 提高终端用能的新能源电力比重。直供电是指不经由电网企业的输配电网网络建立的新能源专线, 直接向用户供电。同年6月, 国家发展改革委、国家能源局等9部门联合印发的

收稿日期: 2024-10-25; 修回日期: 2025-12-16

基金项目: 国网湖南省电力有限公司科技项目(5216AG220007)

通信作者: 陈石东(1981—), 男, 高级工程师, 主要从事电能计量技术方面的研究; E-mail: 3232969160@qq.com

《“十四五”可再生能源发展规划》也提出了在工业园区、大型生产企业和大数据中心等周边地区,因地制宜地开展新能源电力专线供电,建设新能源自备电站,推动绿色电力直接供应和对燃煤自备电厂替代的号召。

随着新能源发电成本的逐渐降低,在市场推动下,分布式新能源装机容量持续增加^[1-4]。目前,对分布式新能源参与市场化交易,存在2个主要理想模式:对规模庞大、具备本地消纳潜力的电力公司,可通过供需双方的双边谈判,达成中长期电力交易协议^[5-6](称为墙内售电);对那些没有条件的地方电力公司,可以利用虚拟电厂技术^[7-8],将其与各类负荷和储能设备汇总,参与电力现货市场和调频辅助市场^[9-12]。但鉴于目前分布式新能源聚合技术和商业环境尚不够成熟,墙内售电模式在当前分布式新能源市场化交易中被普遍视为不可避免的选择^[13-14]。隔墙售电这一概念首次是在2017年10月由国家发展改革委和国家能源局发布的《关于开展分布式发电市场化交易试点的通知》中提出的。在2020年12月,中国迈出了隔墙售电的第一步,实现了中国首个项目,即中国江苏省常州市天宁区郑陆工业园的5 MW分布式发电项目并网。与传统的绿色电力市场中的输配电价相比,江苏省的隔墙售电试点项目享有相对较大的过网费优惠幅度。这一优惠措施使得其隔墙售电的电价明显高于绿色电力市场的电价,其价格在0.49~0.58元/千瓦时间浮动。如果继续采用曲线交易模式,其电价成交价还有望进一步上升。由此,各方对参与隔墙售电项目表现出了极大的兴趣和积极性^[15]。

尽管隔墙售电概念已经提出,但其推进仍然缓慢,原因主要如下:

1) 过网费机制须进一步明晰。相关政策规定,在10 kV电压等级内,同一变电台区的电力用户可免除过网费。这导致处于相同电压等级下的隔墙售电模式不仅可零成本使用电网设备,还不交叉补贴。但对跨越不同电压等级的隔墙售电模式,过网费的收取缺乏明确的标准,政策的不完善使得仅有零星的试点项目无法进一步推广。

2) 须完善辅助服务分摊机制。当新能源电力渗透率超过15%时,调频备用成本等系统成本迅速上升。根据以往电力市场经验,引入新能源带来的系统成本通常由优先出力的电源和省内可再生能源来分摊。然而,目前尚未明确规定隔墙售电的分摊机制,这导致中央和分布式新能源之间的责任分

担不均衡。

3) 偏差考核机制需要更详细的规定。电力系统的稳定性与光伏电力波动性之间存在矛盾。因此,电力系统配置了大量储能设备和稳控装置。但隔墙售电项目须接受3%~5%的发电量偏差考核。分布式光伏电力受天气波动的影响较大,中长期预测难度较大,难以形成可行的发电计划。此外,用户侧的责任缺失也导致了新问题:尽管隔墙售电用户须承担市场主体责任,但现行政策仅限于发电侧的辅助服务价格机制,忽略了用户侧的责任。

4) 须与国家节能减排政策衔接。政府发布了促进工业经济平稳增长的政策。其中,也提到要整合不同的电价政策,建立统一的高耗能行业阶梯电价制度,以促使高耗能企业加大节能减排投资。这也应与隔墙售电项目相衔接,避免地方政策的多样性导致的优惠电价问题。

5) 须平衡电网的责权利关系。如果当前政策明确规定分布式发电交易不支付未使用的上一级电压等级的输电价格,这将与实际情况不符。分布式电源仅为间歇性供电,电网始终提供全天候、全业务环节的供电服务。因此,须重新权衡电网的责任与权利关系。

一方面,实行隔墙售电须电网企业提供多方面的技术支持,包括电源并网运行、输配电和可靠的供电服务^[16-17]。电网企业还须负责电力电量的平衡、电费计量和收缴等服务。

另一方面,大规模引入分布式电源对配电网的电流和运行边界产生了显著影响,对配电网的升级改造和运行控制提出更高的要求^[18-21]。

对隔墙售电的主体和用户来说,电网公司的保底供电责任和义务是无条件的,但其收取的过网费只涉及其中一部分环节,这导致电网的责权利关系出现明显失衡。

隔墙售电模式既能促进分布式光伏电力就近消纳,也对落实“双碳”目标与节能减排政策具有积极意义^[22-25]。分布式光伏出力的波动性与随机性^[26]使其难以完全覆盖用户的全时段用电需求,电网仍应保持全额容量投资。用户不承担相应的输配电费,这部分成本实际转移给了未参与隔墙售电的用户。这种模式可能加剧输配成本分摊的不公。此外,该模式还可能存在窃电风险,并对电能质量治理带来一定挑战。为规范分布式光伏市场交易,亟需一种直供电行为识别方法来支持新能源政策的

有效实施。

1 光伏出力异常分析方法

光伏发电高度受天气影响,具有随机性和波动性。但光伏发电的规律不明显,这增加了光伏出力异常和用电功率数据异常的识别难度。

目前,尽管已经有许多文献研究了负荷数据的分类和异常识别,但对光伏电源发电数据的异常识别研究相对较少。文献[27-29]提出了通过分析生产经营状态与用户三相功率的关系来提高负荷异常检测的准确性的方法。文献[30-32]使用聚类分析来检测电量数据异常,通过比较用电负荷的预测值和实际值的残差项进行聚类,较好地提高了检测的准确性。

虽然用电负荷数据也具有随机性^[33],但与光伏发电的强随机性和不确定性相比,用户用电行为的规律更容易通过其历史数据得到^[34]。但若仅依赖光伏用户自身的历史发电数据,仍难以精确反映其发电异常状况。

分布式光伏出力的异常可能有多种原因,包括气候变化、光伏用户用电量突然变化、配电网故障以及直供电行为等^[35-36]。直供电行为通常发生在非自然人光伏用户身上,其特征是光伏阵列出力在某些时段突然下降,且附近的工业用户用电负荷也在同一时段内突然减少。这两类用户的用电负荷减少量均在一个相对较小的误差范围内。

在现有研究中,异常识别通常基于光伏发电出力的预测结果与实际测量数据的对比来实现。针对单个电站的发电功率预测,已有多种技术被广泛应用,包括马尔可夫链^[37]、灰色神经网络^[38]、最小二乘支持向量机^[39]、集合经验模态分解与支持向量机结合模型^[40]等。这些方法通过挖掘历史功率信息,实现短期功率预测。为进一步提高预测精度,文献[41-42]还提出了融合多气象因素的光伏发电预测图形建模方法。但光伏发电受气候、温度、天气和地理环境等多种因素影响,现有方法尚无法全面考虑所有影响因素。

在故障诊断研究中,文献[43]利用电量损失特征进行故障识别;文献[44]采用了对传感器进行配置优化等方式。但单个电站的故障诊断方法常仅侧重时间序列分析和历史发电特性的挖掘。这种方法对数据质量要求极高,且其所能利用的信息维度较有限。分布式光伏电站布局分散,存

在数据采集难度大、实时监测数据匮乏与获取成本高等挑战。若将地理位置邻近的电站整合为集群进行统一管理,则可有效提升能源利用效率,增强电网的安全性与稳定性。空间分析方法充分考量了光伏电站在空间分布上的差异性,通过挖掘电站之间在发电功率、发电量或其他电能指标变化上的关联规律,能更有效地揭示集群内部光伏出力的内在特征。

2 基于AP聚类的同区域光伏电源直供电识别方法

光伏发电因其显著的随机、间歇和波动特性,在并网运行时可能影响电网的安全稳定运行。特别是单体容量小、布局分散、数量庞大的分布式电源,其在运行管理与集中调控方面存在较大困难。引入虚拟电厂技术、对分散的分布式电源进行有效聚合与协调优化,能提升电网的整体可靠性与运行稳定性。影响光伏阵列发电的因素众多,包括气候条件、温度、天气状况以及太阳辐射量、阴影等。这些因素对位于相似环境下的光伏阵列来说具有普遍性的影响。在这一背景下,本文提出一种基于邻近传播(affinity propagation, AP)聚类的同区域光伏电源直供电识别方法,旨在消除普适性因素的影响,提高光伏出力预测的准确性。

设在相邻屋顶上有2个相同的型号的光伏阵列,且其通过历史发电数据也表现出了线性相关性。在某个时间段内,这种相关性被破坏,则可推断这两个光伏用户之间可能存在用电负荷异常行为。如果存在隔墙售电行为,那么在这个时间段内,一个光伏用户的发电功率减小,另一个用电负荷也减小,这两者具有同时性。

本文提出了一种基于AP聚类算法的同区域光伏电源直供电识别方法。首先,根据同区域的光伏阵列的型号、安装日期等基本信息,找出具有相同特征的光伏阵列。通过分析其发电历史数据,确定相关性,形成光伏电源的聚类集合。其次,利用AP聚类算法,对具有相似温度条件下的发电数据进行聚类分析,找出聚类结果与光伏电源的售电状态之间的对应关系,识别出存在直供电嫌疑的光伏电源。最后,以中国某地的分布式光伏电源为例,验证所提方法的有效性。

该方法能准确识别光伏电源中存在直供电行为的异常情况,有效提高电网的稳定性和管理效率。

2.1 光伏电源的出力相关性分析

各光伏电源容量不同,为方便后续的分析与研究,将计算用到的发电功率和并网功率 P 归一化到100 kW容量光伏电源对应的功率数值中,即

$$P = \frac{P_{act}}{P_e} \times 100\% \quad (1)$$

式中, P_{act} 为功率的实际值; P_e 为对应光伏电源的额定功率。

在同一地区,光伏电源不仅受到相似的气候条件和太阳辐射量等因素的影响,还会受到遮阴、灰尘、衰减等因素的不同影响。因此,通过光伏阵列的型号和安装日期等基础数据,找出同一地区具有相似条件的光伏阵列作为参照,排除这些因素的干扰。但光伏电池组件的倾斜角度、能量转化效率与最大功率点追踪(maximum power point tracking, MPPT)等的差异使得这些光伏电源的发电数据可能并不一定具有足够的相似性。

相关系数是评估2个变量间线性相关程度的重要指标。在光伏发电分析中,常采用皮尔逊相关系数(Pearson correlation coefficient, PCC)来量化不同光伏电源之间出力变化的相似性。以15 min为间隔,获取光伏电源的发电数据,则光伏电源a、b对应出力变量 P^a 、 P^b 的相关系数 $r(P^a, P^b)$ 为

$$r(P^a, P^b) = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (P_i^a - \bar{P}^a)(P_i^b - \bar{P}^b)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (P_i^a - \bar{P}^a)^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (P_i^b - \bar{P}^b)^2}} \quad (2)$$

式中, n 为1 d的时间间隔数量; P_i^a 和 P_i^b 分别为光伏电源a、b在第 i 个时刻的出力; \bar{P}^a 和 \bar{P}^b 分别为光伏电源a、b 1 d的出力均值。

$r(P^a, P^b)$ 的取值范围为 $[0, 1]$ 。若 $r(P^a, P^b) > 0$,则变量 P^a 与 P^b 正相关。且 P^a 与 P^b 的相关性随 $r(P^a, P^b)$ 值的增大而增强。

设某地区的光伏电源的总数为 N' ,则各电源的相关系数可组成该地区的相关系数矩阵 R :

$$\begin{cases} R = (r_{ij})_{N' \times N'} \\ r_{ij} = r(P^i, P^j) \end{cases} \quad (3)$$

式中, r_{ij} 为第 i 个光伏电源 P^i 与第 j 个光伏电源 P^j 的相关系数。

为提高数据的区分度,先分别将同一地区各光伏电源的1 d与1 h的数据作为变量;再计算相关系数矩阵;然后,分析该相关系数矩阵中小于0.5的相

关系数,筛选掉相关性较低的光伏电源;最后,得到一组可计算和分析的光伏电源群体。

2.2 光伏电源售电状态识别

对同一地区相关性较强的光伏电源,以15 min为间隔,选取相同温度下的发电数据作为研究样本。设某地区的光伏电源a未进行隔墙售电,其并网功率与其发电功率相同。

光伏电源a第一天与第二天的三相并网功率分别如图1、2所示。图1中的天气状况相对稳定,光伏电源a的发电功率波动较小,其曲线呈现出单峰状。图2中出现了阴雨天气,这导致光伏电源a的发电功率出现了短暂性下降,其曲线呈双峰状。这些曲线的变化反映了天气条件对光伏电源的影响,也显示出不同天气条件下的发电模式差异。

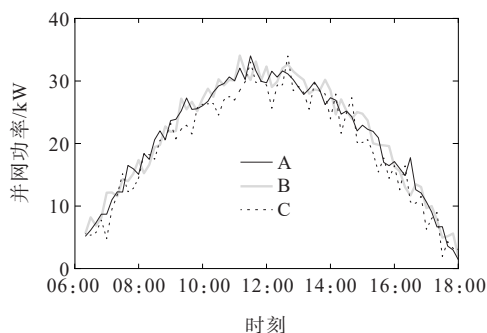


图1 光伏电源a第一天的三相并网功率

Figure 1 Three-phase grid-connected power of photovoltaic power source a on the first day

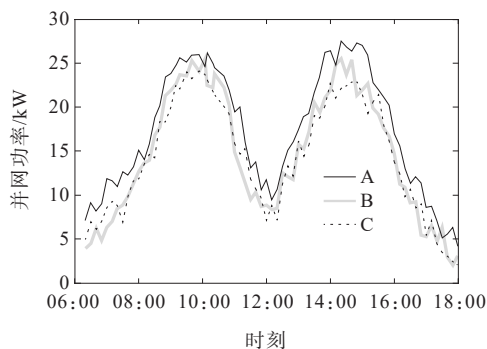


图2 光伏电源a第二天的三相并网功率

Figure 2 Three-phase grid-connected power of photovoltaic power source a on the second day

光伏电源的隔墙售电常分为向居民用户售电和向工厂售电2种类型。工厂售电与居民用户售电的三相并网功率分别如图3、4所示。工厂用电常涉及大功率的三相设备,这些设备的三相功率基本上保持平衡,且其用电量较大。这可能导致光伏电源产生持续性较大的功率缺额。居民用电常仅涉及

小功率的单相设备,这些设备的功率较小,只使用单相功率。这可能导致光伏电源的三相功率不平衡。这两种不同的用电模式对光伏电源的运行和功率输出产生不同的影响,故须考虑不同类型用户的用电特点以及如何适应这些特点,确保光伏电源的稳定供电。这也是隔墙售电在不同用户场景下须细化和调整的原因之一。

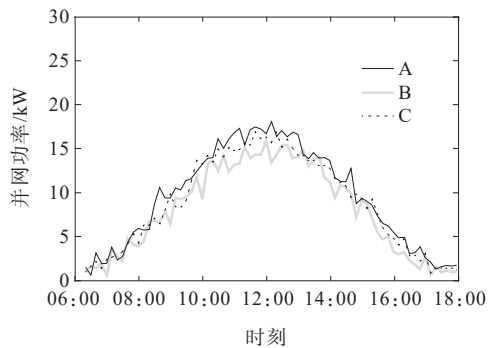


图3 工厂售电的三相并网功率

Figure 3 Three-phase grid-connected power under factory's electricity sales

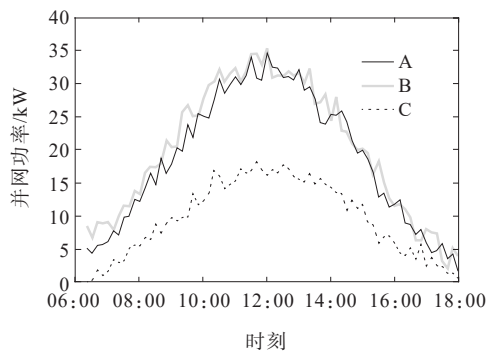


图4 居民用户售电的三相并网功率

Figure 4 Three-phase grid-connected power under residential electricity sales

从图1~4中可以看出,在相同的温度条件下,光伏电源的日发电功率最大值不会有明显区别,其三相功率基本上保持平衡。但不论是哪种形式的隔墙售电,都会对并网功率产生一定影响。

从图3、4中可以看出,在工厂售电情况下,光伏电源的三相并网功率明显下降。而在居民用户售电情况下,光伏电源的并网功率会出现三相不平衡。这些差异可以作为光伏电源直供电的识别依据,区分不同售电模式下的电源行为。这些特征可以开发光伏电源直供电的识别方法,更好地监测和管理光伏电源的运行状态。

2.3 基于AP聚类算法的光伏电源直供电识别

在相同温度条件下,使用具有高相关性的同一

地区光伏电源的日并网曲线作为样本,采用聚类算法来识别是否存在直供电情况。但复杂多变的天气状况导致聚类的类簇数确定变得困难。为解决这个问题,本文采用不提前设置类簇数的AP聚类算法。AP聚类算法的核心思想是找到一组最优的样本,并将其作为聚类的代表,使所有样本到其最近的代表样本的相似度之和最大化。该算法不须预先指定类簇数,而是通过计算样本之间的相似度来自动确定类簇的数量和代表样本。

AP聚类算法可有效应对天气状态的随机性和多变性,更好地识别具有相似行为模式的光伏电源群体。这有助于准确发现是否存在直供电情况,进一步提高光伏电源直供电识别的准确性和可靠性。

设光伏电源参与识别的样本个数为 N ,以欧式距离为标准,计算样本之间的相似度。样本 x_i 和 x_j 的相似度 $s(i, j)$ 为

$$s(i, j) = -d_{ij} = -\|x_i - x_j\| \quad (4)$$

式中, d_{ij} 为样本 x_i 和 x_j 之间的欧氏距离。

通过计算所有样本之间的相似度,可组成相似度矩阵 $S \in R^{N \times N}$ 。AP聚类算法的目标是计算出各个样本对应的类代表,即各类簇的聚类中心。相似度矩阵的对角线元素 d_{ii} 即为聚类算法的偏向参数 p_i ,代表各个样本被选为类代表的可能性。偏向参数 p_i 越大,选出的类代表数就越多,类簇数也就越小;反之,偏向参数 p_i 越小,选出的类代表数就越少,类簇数也就越小。为使最后形成的类簇数合理,取 p_i 为相似度矩阵所有元素的中位数。

通过吸引力指标和归属感指标确定类代表。令吸引力指标 $b(i, j)$ 为 x_j 作为 x_i 的类代表适合程度,是 x_i 指向 x_j 的参数,所有的吸引力指标 $b(i, j)$ 组成吸引力矩阵 $B \in R^{N \times N}$;归属感指标 $a(i, j)$ 为 x_i 选择 x_j 作为类代表的可能性,是 x_j 指向 x_i 的参数,所有的归属感指标组成归属感矩阵 $A \in R^{N \times N}$ 。吸引力矩阵 B 和归属感矩阵 A 的初始值均为零矩阵,即

$$b_0(i, j) = 0 \quad (5)$$

$$a_0(i, j) = 0 \quad (6)$$

式中, $b_0(i, j)$ 和 $a_0(i, j)$ 分别为初始吸引力矩阵 B_0 与初始归属感矩阵 A_0 的第 i 行、第 j 列的元素。

第一次迭代后,将得到新的吸引力矩阵 B_1 和归属感矩阵 A_1 。其中,第一次迭代的吸引力矩阵 B_1 的第 i 行、第 j 列元素 $b_1(i, j)$ 和归属感矩阵 A_1 的第 i

行、第 j 列 $a_1(i, j)$ 的计算式分别为

$$b_1(i, j) = \begin{cases} s(i, j) - \max_{k \neq j} \{a_0(i, k) + s(i, k)\}, & i \neq j \\ s(i, j) - \max_{k \neq j} \{s(i, k)\}, & i = j \end{cases} \quad (7)$$

$$a_1(i, j) = \begin{cases} \min \left\{ 0, b_0(j, j) + \sum_{k \neq j} \max \{b(k, j), 0\} \right\}, & i \neq j \\ \sum_{k \neq j} \max \{b(k, j), 0\}, & i = j \end{cases} \quad (8)$$

以此类推,可以得到 $t+1$ 次的吸引度矩阵 B_{t+1} 第 i 行、第 j 列的元素 $b_{t+1}(i, j)$ 和 $t+1$ 次的归属度矩阵 A_{t+1} 的第 i 行、第 j 列的元素 $a_{t+1}(i, j)$:

$$b_{t+1}(i, j) = \lambda b_{t-1}(i, j) + (1 - \lambda) b_t(i, j) \quad (9)$$

$$a_{t+1}(i, j) = \lambda a_{t-1}(i, j) + (1 - \lambda) a_t(i, j) \quad (10)$$

式中, λ 为 AP 聚类算法的衰减系数, 又称阻尼因子, 该系数影响迭代收敛速度。

对第 t 次迭代得到的吸引度矩阵元素 $b_t(i, j)$ 和归属度矩阵元素 $a_t(i, j)$ 求和, 得到 s'_{ij} , 所得到的最大的和对应的样本 x_j 即为样本 x_i 的类代表:

$$s'_{ij} = b_t(i, j) + a_t(i, j) \quad (11)$$

找出每次迭代的所有的类代表, 确定聚类中心。当迭代次数达到 T 时或迭代次数等于 T' 且聚类中心不发生改变时, 迭代过程结束。根据最后的聚类结果, 可判别各个样本对应的直供电情况。基于 AP 聚类算法的光伏电源直供电识别流程如图 5 所示。

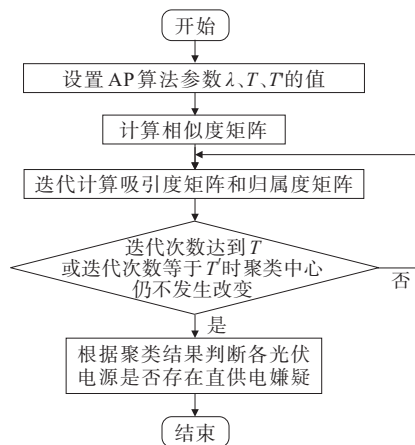


图 5 基于 AP 聚类算法的光伏电源直供电识别流程

Figure 5 Identification process of direct power supply of photovoltaic power source based on AP clustering algorithm

3 实例分析

3.1 出力相关性分析

为验证所提方法的可行性与有效性, 选择了中国某地区的 10 个光伏电源作为研究对象, 进行实例分析。这些光伏电源分布在相邻区域, 具有相似的气候和光照强度等环境条件, 某地区光伏电源分布如图 6 所示。收集了这些光伏电源在同一时间段内的小时级发电数据, 结果如图 7 所示。



图 6 某地区光伏电源分布

Figure 6 Distribution of photovoltaic power sources in certain region

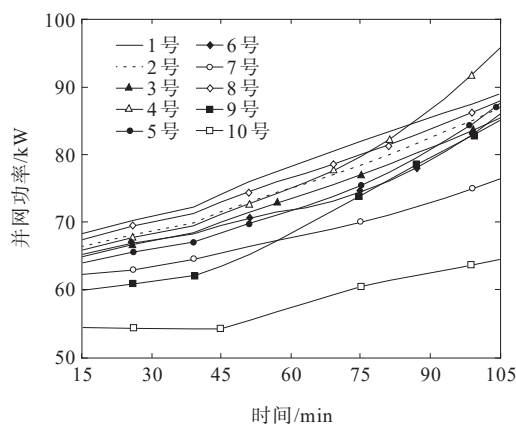


图 7 各光伏电源同一时段小时级的发电数据

Figure 7 Hourly power generation data of each photovoltaic power source in the same time period

对数据的分析和处理之后, 采用公共连接点 (point of common coupling, PCC) 来衡量各光伏电源的出力相关性。以图 7 所示的小时级发电数据为变量, 计算得到的各光伏电源相关系数矩阵元素值见表 1。由表 1 可知, 相关系数矩阵中小于 0.5 的项主要出现在光伏电源 7、10 所对应的相关系数中, 故选光伏电源 1~6、8~9 作为一起聚类的光伏电源群体。

表 1 各光伏电源相关系数矩阵元素值

Table 1 Element values of correlation coefficient matrix of each photovoltaic power source

光伏	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	1.000 0	0.981 2	0.969 3	0.967 2	0.912 5	0.981 3	0.579 5	0.952 4	0.732 4	0.253 8
2	0.981 2	1.000 0	0.900 5	0.985 4	0.955 8	0.995 5	0.475 7	0.913 2	0.836 4	0.282 6
3	0.969 3	0.900 5	1.000 0	0.910 4	0.984 6	0.987 1	0.556 6	0.998 0	0.791 2	0.317 8
4	0.967 2	0.985 4	0.910 4	1.000 0	0.986 4	0.884 2	0.581 5	0.898 3	0.772 5	0.280 5
5	0.912 5	0.955 8	0.984 6	0.986 4	1.000 0	0.944 0	0.550 5	0.993 6	0.781 0	0.401 4
6	0.981 3	0.995 5	0.987 1	0.884 2	0.944 0	1.000 0	0.539 7	0.975 2	0.784 7	0.192 6
7	0.579 5	0.475 7	0.556 6	0.581 5	0.550 5	0.539 7	1.000 0	0.556 0	0.673 7	0.613 8
8	0.952 4	0.913 2	0.998 0	0.898 3	0.993 6	0.975 2	0.556 0	1.000 0	0.790 6	0.333 4
9	0.732 4	0.836 4	0.791 2	0.772 5	0.781 0	0.784 7	0.673 7	0.790 6	1.000 0	0.670 6
10	0.253 8	0.282 6	0.317 8	0.280 5	0.401 4	0.192 6	0.613 8	0.333 4	0.670 6	1.000 0

3.2 光伏电源的直供电识别

分析过去一年内在 25~35 °C 条件下光伏电源 1~6、8~9 的所有日三相发电功率数据样本(总数为 163),采用 AP 聚类算法对其进行聚类。聚类参数设置如下:阻尼因子 $\lambda=0.5$;最大迭代次数 $T=400$; $T'=40$ 。经计算,一共得到 6 个类簇中心。类簇中心 1~6 的并网功率分别如图 8~13 所示。

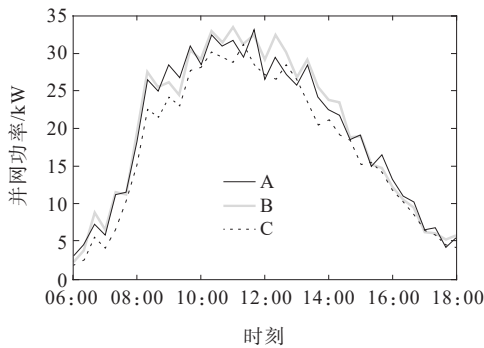


图 8 类簇中心 1 的并网功率

Figure 8 Grid-connected power of cluster center 1

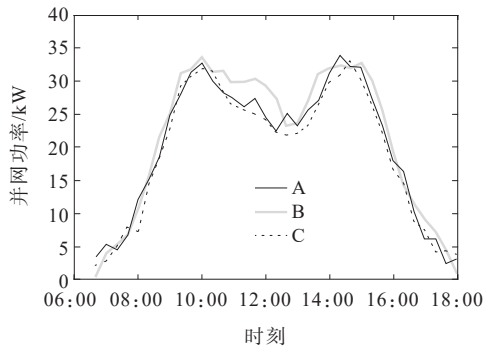


图 9 类簇中心 2 并网功率

Figure 9 Grid-connected power of cluster center 2

从图 8 中可以看出,类簇 1 是没有进行直供电情况下的光伏电源的三相并网功率。其发电功率

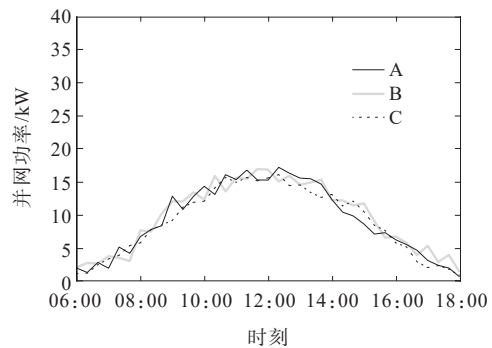


图 10 类簇中心 3 并网功率

Figure 10 Grid-connected power of cluster center 3

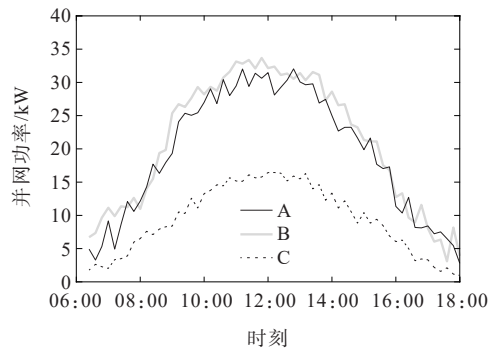


图 11 类簇中心 4 并网功率

Figure 11 Grid-connected power of cluster center 4

较高,三相功率基本保持平衡。该类簇对应的天气状况较好,发电功率随着时间的延长呈先上升后下降的趋势,其曲线呈单峰状。

从图 9 中可以看出,类簇 2 的并网功率曲线也呈双峰状,这对应白天出现短暂阴雨天气的情况。这些光伏电源的发电功率在白天出现了暂时下降,之后回升到较高的状态;这些光伏电源的最高并网功率接近类簇 1 的并网功率,其三相功率基本保持平衡。该类簇也对应没有进行直供电的情况。

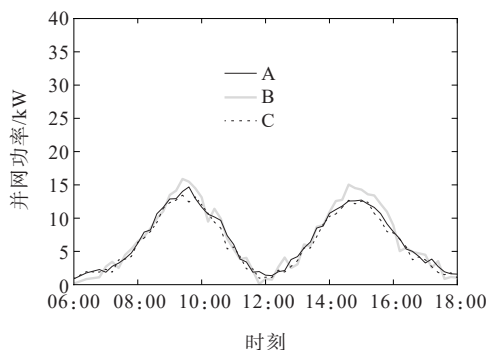


图 12 类簇中心 5 并网功率

Figure 12 Grid-connected power of cluster center 5

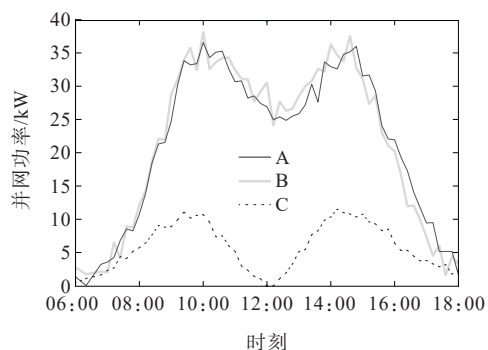


图 13 类簇中心 6 并网功率

Figure 13 Grid-connected power of cluster center 6

从图 10、12 中可以看出,类簇 3、5 的光伏电源的三相功率基本保持平衡,但这两类簇的光伏电源的三相功率都出现了较大的缺额。这说明这两类簇对应的光伏电源均出现了对工厂直供电的情况。天气状况的差异影响了发电功率,使得类簇 3 和类簇 5 的光伏电压并网功率曲线分别呈单峰状和双峰状。这两类簇所包含的样本都属于 8 号光伏电源,说明 8 号光伏电源存在对工厂用户直供电的嫌疑。

从图 11、13 中可以看出,类簇 4、6 的光伏电源的最高功率均较高,但这两个类簇的光伏电源的单相功率也均出现了较大的功率缺额。这对应这家家用电器等单相用电设备的情况。这两类簇对应的光伏电源也均出现了居民用户直供电的情况。类簇 4、6 的光伏电压的并网功率曲线形态的差异是不同的天气状态造成的。这两类簇所包含的样本都属于 9 号光伏电源,说明 9 号光伏电源存在对居民用户直供电的嫌疑。

综上所述,通过 AP 聚类算法识别出了光伏电源 8、9 的直供电嫌疑。

4 结语

本文提出了基于 AP 聚类算法的光伏电源直供

电行为识别方法,通过系统化的分析流程,为分布式光伏的规范化管理提供了一套有效的技术方案。

1) 本文所提方法具有较强的抗干扰能力。通过选取同一台区内型号相同的光伏电源作为分析对象,有效消除气候、光照及遮挡等环境共因的干扰,将分析焦点集中在由直供电行为本身引起的功率异常上,为高准确度识别奠定了基础。

2) 构建了“粗筛-精判”的完整技术链条。先利用皮尔逊相关系数快速初筛出力相关性高的光伏集群;再采用无须预先设定聚类数目的 AP 聚类算法,对其三相并网功率曲线进行深度挖掘,自适应地识别出各类典型出力模式。

3) 聚类结果可有效判定嫌疑并区分行为类型。该方法不仅能识别出发电异常的电源,更能依据功率曲线特征对直供电行为模式进行区分。三相平衡的大额功率缺额与因单相缺额导致的三相不平衡模式可被清晰区分,分别对应工厂售电与居民售电等不同场景,为精准监管提供了明确依据。

4) 具有明确的实用价值与推广前景。本文所提方法为供电企业提供了一种高效的监管工具,有助于规范分布式光伏市场秩序,为维护电网中责权利的平衡、保障市场交易的公平透明提供了技术支撑,对促进行业健康发展具有积极意义。

参考文献:

- [1] 赖昌伟,黎静华,陈博,等.光伏发电出力预测技术研究综述[J].电工技术学报,2019,34(6):1201-1217.
LAI Changwei, LI Jinghua, CHEN Bo, et al. Review of photovoltaic power output prediction technology[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2019, 34(6): 1201-1217.
- [2] 苏寅生,刘蔚,张野,等.面向高比例新能源并网的多智能体协同自动发电控制算法[J].高压电器,2025,61(5):80-92.
SU Yinsheng, LIU Wei, ZHANG Ye, et al. Multi-agent-cooperative automatic power generation control algorithm for high proportion of new energy grid connection[J]. High Voltage Apparatus, 2025, 61(5): 80-92.
- [3] 夏冷风,黎嘉明,赵亮,等.考虑光伏电站时空相关性的光伏出力序列生成方法[J].中国电机工程学报,2017,37(7):1982-1992.
XIA Lingfeng, LI Jiaming, ZHAO Liang, et al. A PV power time series generating method considering temporal and spatial correlation characteristics[J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(7): 1982-1992.
- [4] 齐郑,吉苏朋.水电机组调相运行与新能源发电协同

- 优化技术研究[J]. 电力系统保护与控制, 2025, 53(3): 108-119.
- QI Zheng, JI Supeng. Synergistic optimization of phase modulation operation of hydropower units and power generation of new energy units[J]. Power System Protection and Control, 2025, 53(3): 108-119.
- [5] ZHANG C H, WU J Z, ZHOU Y, et al. Peer-to-peer energy trading in a microgrid[J]. Applied Energy, 2018, 220: 1-12.
- [6] 赵海岭, 杨永利, 张忠明, 等. 区域共同市场绿色电力与绿色证书协同交易模式[J]. 发电技术, 2025, 46(6): 1251-1259.
- ZHAO Hailing, YANG Yongli, ZHANG Zhongming, et al. Coordinated trading mode of green electricity and green certificates in regional common markets[J]. Power Generation Technology, 2025, 46(6): 1251-1259.
- [7] WANG X Y, LIU Z, ZHANG H, et al. A review on virtual power plant concept, application and challenges [C]//2019 IEEE Innovative Smart Grid Technologies - Asia (ISGT Asia). Chengdu, China. IEEE, 2019: 4328-4333.
- [8] 刘艺锋, 彭欣然, 李玉婷, 等. 基于随机误差的新能源现货市场价值量化[J/OL]. 南方能源建设, 1-15[2025-12-28]. <https://doi.org/10.16516/j.ceec.2025-207>.
- LIU Yifeng, PENG Xinran, LI Yuting, et al. Quantification of renewable energy spot market value based on stochastic forecast error[J/OL]. Southern Energy Construction, 1-15[2025-12-28]. <https://doi.org/10.16516/j.ceec.2025-207>.
- [9] 卫志农, 余爽, 孙国强, 等. 虚拟电厂的概念与发展[J]. 电力系统自动化, 2013, 37(13): 1-9.
- WEI Zhinong, YU Shuang, SUN Guoqiang, et al. Concept and development of virtual power plant[J]. Automation of Electric Power Systems, 2013, 37(13): 1-9.
- [10] 杨祺铭, 邬嘉雨, 李更丰, 等. 基于多类型虚拟电厂协同及交易结算的配电网弹性提升策略[J]. 智慧电力, 2025, 53(10): 26-35.
- YANG Qiming, WU Jiayu, LI Gengfeng, et al. Resilience enhancement strategy for distribution networks based on coordination and transaction settlement of multiple types of virtual power plants[J]. Smart Power, 2025, 53(10): 26-35.
- [11] 洪博文, 李琼慧, 何永胜, 等. 虚拟电厂在分布式光伏发电应用示范区中的应用及前景[J]. 电力建设, 2017, 38(9): 32-37.
- HONG Bowen, LI Qionghui, HE Yongsheng, et al. Applications and prospect of virtual power plant in distributed photovoltaic generation application demonstration area[J]. Electric Power Construction, 2017, 38(9): 32-37.
- [12] 李晓蕾, 刘军会, 张艺涵, 等. 基于混合博弈的虚拟电厂优化运行与P2P交易机制[J]. 供用电, 2024, 41(12): 13-22.
- LI Xiaolei, LIU Junhui, ZHANG Yihan, et al. Optimization operation and P2P trading mechanism of virtual power plants based on mixed game[J]. Distribution & Utilization, 2024, 41(12): 13-22.
- [13] 黄文龙, 葛文超, 任洪波, 等. 全可再生能源多能互补系统优化配置与运行探索[J]. 太阳能学报, 2024, 45(5): 351-359.
- HUANG Wenlong, GE Wenchao, REN Hongbo, et al. Exploration of optimal configuration and operation for all-renewable multi-energy complementary systems[J]. Acta Energetica Solaris Sinica, 2024, 45(5): 351-359.
- [14] 沈赋, 曹珣, 徐潇源, 等. 高比例可再生能源电力系统惯量预测方法研究综述[J]. 电力建设, 2025, 46(8): 116-128.
- SHEN Fu, CAO Yang, XU Xiaoyuan, et al. A review of inertia prediction methods for power system with high penetration renewable energy sources[J]. Electric Power Construction, 2025, 46(8): 116-128.
- [15] 张翔, 陈政, 马子明, 等. 适应可再生能源配额制的电力市场交易体系研究[J]. 电网技术, 2019, 43(8): 2682-2690.
- ZHANG Xiang, CHEN Zheng, MA Ziming, et al. Study on electricity market trading system adapting to renewable portfolio standard[J]. Power System Technology, 2019, 43(8): 2682-2690.
- [16] 齐金龙. “新能源直供电”概念和影响分析[J]. 中国电力企业管理, 2022(22): 66-67.
- QI Jinlong. Concept and influence analysis of "new energy direct power supply"[J]. China Power Enterprise Management, 2022(22): 66-67.
- [17] 郑润祺, 王健, 黄涛. 基于投入产出模型的“双碳”目标下清洁能源转型综合影响分析[J]. 全球能源互联网, 2025, 8(6): 774-781.
- ZHENG Runqi, WANG Jian, HUANG Tao. Comprehensive impact analysis of clean energy transition under the "dual carbon" goals based on input-output model[J]. Journal of Global Energy Interconnection, 2025, 8(6): 774-781.
- [18] 张宇精, 乔颖, 鲁宗相, 等. 含高比例分布式电源接入的低感知度配电网电压控制方法[J]. 电网技术, 2019, 43(5): 1528-1535.
- ZHANG Yujing, QIAO Ying, LU Zongxiang, et al. Voltage control for partially visible distribution networks with high DG penetration[J]. Power System Technology, 2019, 43(5): 1528-1535.
- [19] 杨爱纲, 杨淼然, 谢立君, 等. 含分布式电源配电网的两阶段电压控制分区方法[J]. 电力工程技术, 2025, 44(3): 219-227.

- YANG Aigang, YANG Miaoran, XIE Lijun, et al. Two-stage voltage control partitioning method for distribution network containing distributed generation[J]. *Jiangsu Electrical Engineering*, 2025, 44(3): 219-227.
- [20] 裴玮, 盛鸱, 孔力, 等. 分布式电源对配网供电电压质量的影响与改善[J]. *中国电机工程学报*, 2008, 28(13): 152-157.
- PEI Wei, SHENG Kun, KONG Li, et al. Impact and improvement of distributed generation on distribution network voltage quality[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2008, 28(13): 152-157.
- [21] 耿天旭, 梁俊宇, 龚新勇, 等. 基于深度强化学习的配电网多主体协同电压控制方法[J]. *电网与清洁能源*, 2024, 40(9): 74-80+91.
- GENG Tianxu, LIANG Junyu, GONG Xinyong, et al. A multi-agent cooperative voltage control method of distribution system based on deep reinforcement learning [J]. *Advances of Power System & Hydroelectric Engineering*, 2024, 40(9): 74-80+91.
- [22] 刘凯诚, 钟鸣, 曾平良, 等. 考虑分布式可再生电源和储能智能配电网可靠性评估综述[J]. *电测与仪表*, 2021, 58(7): 1-11.
- LIU Kaicheng, ZHONG Ming, ZENG Pingliang, et al. Review on reliability assessment of smart distribution networks considering distributed renewable energy and energy storage[J]. *Electrical Measurement & Instrumentation*, 2021, 58(7): 1-11.
- [23] 周勤勇, 李根兆, 秦晓辉, 等. 能源革命下的电力系统范式转换分析[J]. *中国电力*, 2024, 57(3): 1-11.
- ZHOU Qinyong, LI Genzhao, QIN Xiaohui, et al. Analysis of power system paradigm shift under energy revolution[J]. *Electric Power*, 2024, 57(3): 1-11.
- [24] 杨刚, 管霖, 林凌雪, 等. 分布式电源并网对配网馈线供电能力的影响分析[J]. *电力系统及其自动化学报*, 2020, 32(1): 13-20.
- YANG Gang, GUAN Lin, LIN Lingxue, et al. Analysis of influences of grid-connected distributed generation on feeder power supply ability in distribution network[J]. *Proceedings of the CSU-EPSA*, 2020, 32(1): 13-20.
- [25] 李杰, 王杰, 梁文腾, 等. 含逆变型分布式电源的负荷模型构建及参数辨识方法[J]. *南方能源建设*, 2024, 11(6): 164-173.
- LI Jie, WANG Jie, LIANG Wenteng, et al. Load model construction and parameter identification method of inverter-interfaced distributed generator[J]. *Southern Energy Construction*, 2024, 11(6): 164-173.
- [26] 曹振其, 彭敏放, 沈美娥. 考虑源荷不确定性的分布式电源选址定容[J]. *电力系统及其自动化学报*, 2021, 33(2): 59-65.
- CAO Zhenqi, PENG Minfang, SHEN Meie. Siting and sizing of distributed generations considering uncertainties in source and load[J]. *Proceedings of the CSU-EPSA*, 2021, 33(2): 59-65.
- [27] ENTEZARI A, ASLANI A, ZAHEDI R, et al. Artificial intelligence and machine learning in energy systems: a bibliographic perspective[J]. *Energy Strategy Reviews*, 2023, 45: 101017.
- [28] 杜章华, 苏盛, 刘正谊, 等. 基于生产经营状态识别的低误报率窃电检测二次筛查方法[J]. *电力系统自动化*, 2021, 45(2): 97-104.
- DU Zhanghua, SU Sheng, LIU Zhengyi, et al. Second inspection method for electricity theft detection with low false alarm rate based on identification of production and operation status[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2021, 45(2): 97-104.
- [29] 陈启鑫, 郑可迪, 康重庆, 等. 异常用电的检测方法: 评述与展望[J]. *电力系统自动化*, 2018, 42(17): 189-199.
- CHEN Qixin, ZHENG Kedi, KANG Chongqing, et al. Detection methods of abnormal electricity consumption behaviors: review and prospect[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2018, 42(17): 189-199.
- [30] 黄林, 常健, 杨帆, 等. 基于改进k-means的电力信息系统异常检测方法[J]. *深圳大学学报(理工版)*, 2020, 37(2): 214-220.
- HUANG Lin, CHANG Jian, YANG Fan, et al. An anomaly detection method for electric power information system based on improved k-means[J]. *Journal of Shenzhen University (Science & Engineering)*, 2020, 37(2): 214-220.
- [31] 刘明群, 何鑫, 覃日升, 等. 基于改进K-means聚类k值选择算法的配网电压数据异常检测[J]. *电力科学与技术学报*, 2022, 37(6): 91-99.
- LIU Mingqun, HE Xin, QIN Risheng, et al. Anomaly detection of distribution network voltage data based on improved K-means clustering k-value selection algorithm [J]. *Journal of Electric Power Science and Technology*, 2022, 37(6): 91-99.
- [32] 严英杰, 盛戈峰, 陈玉峰, 等. 基于大数据分析的输变电设备状态数据异常检测方法[J]. *中国电机工程学报*, 2015, 35(1): 52-59.
- YAN Yingjie, SHENG Gehao, CHEN Yufeng, et al. An method for anomaly detection of state information of power equipment based on big data analysis[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2015, 35(1): 52-59.
- [33] LI P, WANG Z X, WANG J H, et al. Two-stage optimal operation of integrated energy system considering multiple uncertainties and integrated demand response [J]. *Energy*, 2021, 225: 120256
- [34] MOHAMMADI M, NOOROLLAHI Y, MOHAMMADI-IVATLOO B. Fuzzy-based scheduling of wind integrated multi-energy systems under multiple uncertainties[J]. *Sustainable Energy Technologies and Assessments*,

- 2020, 37: 100602.
- [35] 裴哲义, 梁志峰, 陆为华, 等. 广域分布式光伏发电监测与出力估计研究[J]. 中国电力, 2020, 53(6): 87-96.
PEI Zheyi, LIANG Zhifeng, LU Weihua, et al. Wide-area distributed photovoltaic power generation monitoring and output estimation[J]. Electric Power, 2020, 53(6): 87-96.
- [36] 邵尹池, 袁绍军, 孙荣富, 等. 基于空间相关性的分布式光伏实用化功率预测及误差分析[J]. 中国电力, 2021, 54(7): 185-191+207.
SHAO Yinchi, YUAN Shaojun, SUN Rongfu, et al. Practical method and error analysis for distributed photovoltaic power prediction based on spatial correlation[J]. Electric Power, 2021, 54(7): 185-191+207.
- [37] 陈娟, 曹沁愉. 基于马尔科夫链对BP神经网络法残差修正模型的短期风电功率预测[J]. 电力与能源, 2017, 38(5): 567-570.
CHEN Juan, CAO Qinyu. Short-term wind power forecast based on BP neural network residual error modification model and Markov chain[J]. Power & Energy, 2017, 38(5): 567-570.
- [38] 王守相, 张娜. 基于灰色神经网络组合模型的光伏短期出力预测[J]. 电力系统自动化, 2012, 36(19): 37-41.
WANG Shouxiang, ZHANG Na. Short-term output power forecast of photovoltaic based on a grey and neural network hybrid model[J]. Automation of Electric Power Systems, 2012, 36(19): 37-41.
- [39] 杨熙卉. 基于最小二乘支持向量机的光伏出力超短期预测分析[J]. 电子技术, 2023, 52(3): 86-87.
YANG Xihui. Analysis of ultrashort-term prediction of photovoltaic output based on least squares support vector machine[J]. Electronic Technology, 2023, 52(3): 86-87.
- [40] 茆美琴, 龚文剑, 张榴晨, 等. 基于EEMD-SVM方法的光伏电站短期出力预测[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(34): 17-24.
MAO Meiqin, GONG Wenjian, ZHANG Liuchen, et al. Short-term photovoltaic generation forecasting based on EEMD-SVM combined method[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(34): 17-24.
- [41] 李鹏钦. 基于PWVRSM算法的光伏发电功率预测研究[D]. 昆明: 昆明理工大学, 2021.
LI Pengqin. Research on photovoltaic power prediction based on PWVRSM algorithm[D]. Kunming: Kunming University of Science and Technology, 2021.
- [42] 朱东垣. 光伏电站短期发电功率预测方法研究[D]. 沈阳: 沈阳农业大学, 2022.
ZHU Dongyuan. Research on short-term power forecasting method of photovoltaic power station[D]. Shenyang: Shenyang Agricultural University, 2022.
- [43] 程起泽, 陈泽华, 张云钦, 等. 基于CNN-LSTM的太阳能光伏组件故障诊断研究[J]. 电子技术应用, 2020, 46(4): 66-70.
CHENG Qize, CHEN Zehua, ZHANG Yunqin, et al. Research on fault diagnosis of solar photovoltaic module based on CNN-LSTM[J]. Application of Electronic Technique, 2020, 46(4): 66-70.
- [44] 王涛, 林培杰, 周海芳, 等. 采用ELM和优化电压传感器布局的光伏阵列故障检测与区域定位[J]. 福州大学学报(自然科学版), 2022, 50(4): 475-482.
WANG Tao, LIN Peijie, ZHOU Haifang, et al. Fault detection and location for photovoltaic array using an optimal voltage sensor placement and extreme learning machine[J]. Journal of Fuzhou University (Natural Science Edition), 2022, 50(4): 475-482.