

DOI:10.16356/j.2097-6771.2026.01.020

分布式光伏自动发电控制精准化实时建模及调峰策略研究

张 潼¹, 张刘冬², 黄 煜³, 彭志强¹, 罗 飞¹, 陈 艳⁴

(1. 国网江苏省电力有限公司电力科学研究院, 南京 211103; 2. 国网江苏省电力有限公司, 南京 210024; 3. 南京邮电大学碳中和先进技术研究院, 南京 210023; 4. 国网江苏省电力有限公司扬州供电分公司, 扬州 225009)

摘要: 作为新能源电力主体之一的光伏(Photovoltaic, PV)发电, 呈现着从集中式为主转向集中式与分布式并举式的多电压等级并网发展态势, 分布式光伏参与电网调峰的需求日益紧迫。为解决分布式光伏自动发电控制(Automatic generation control, AGC)难以准确感知建模的问题, 本文提出一种基于基准光伏电站直采数据并融合气象信息的低压分布式光伏实时功率数据驱动感知方法, 采用基于密度带噪声空间聚类算法(Density-based spatial clustering algorithm with noise, DBSCAN)和梯度提升决策树(eXtreme gradient boosting, XGBoost)的方法建立集群功率实时估算模型; 其次, 基于可行域投影理论, 采用闵可夫斯基求和聚合和顶点搜索优化方法确定其可调节功率域边界。在不额外增加采集装置的情况下可提高主站观测频度, 实现分布式光伏有功功率分钟级实时感知, 提供满足电网运行约束的可调节功率域模型。本文还开展了兼顾安全性(调节速率)与公平性(弃电率、负荷率、装机容量比率)的多维度权重调峰分配策略研究, 结合某省级实际电网调度控制主站的应用案例对本文所建模型的有效性和实用性进行了适度验证, 在保障电网安全的前提下, 兼顾新能源最大化消纳及调节公平。

关键词: 高渗透可再生新能源电力; 分布式光伏; 有功功率控制; 数据驱动实时建模; 调峰策略

中图分类号: TM 73 **文献标志码:** A **文章编号:** 1005-2615(2026)01-0210-13

A Study on Precise AGC Real-Time Modeling and Peak Shaving for Distributed Photovoltaic

ZHANG Tong¹, ZHANG Liudong², HUANG Yu³, PENG Zhiqiang¹, LUO Fei¹, CHEN Yan⁴

(1. Electric Power Research Institute, State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd., Nanjing 211103, China; 2. State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd., Nanjing 210024, China; 3. Institute of Advanced Technology for Carbon Neutrality, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210023, China; 4. Yangzhou Power Supply Company, State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd., Yangzhou 225009, China)

Abstract: As one of the main renewable energy sources in electric power systems, the photovoltaic (PV) power generation takes on a transition development trend from centralized-based to combination (centralized and distributed) grid connection. The demand for low-voltage distributed photovoltaic to participate in grid peak shaving is becoming increasingly urgent. To solve the difficulty of precise real-time awareness for the low-voltage distributed-PV active power in automatic generation control (AGC), a data-driven real-time modeling scheme is proposed by using the directly-collecting data from the benchmark PV station integrated with the meteorological data. The AGC real-time modeling of distributed-PV clusters is built with the uses of density-based spatial clustering algorithm with noise (DBSCAN) and eXtreme gradient boosting (XGBoost)

基金项目: 国网江苏省电力有限公司科技项目(J2024019)。

收稿日期: 2025-06-01; **修订日期:** 2025-10-05

通信作者: 张潼, 女, 工程师, E-mail: 498236317@qq.com。

引用格式: 张潼, 张刘冬, 黄煜, 等. 分布式光伏自动发电控制精准化实时建模及调峰策略研究[J]. 南京航空航天大学学报(自然科学版), 2026, 58(1): 210-222. ZHANG Tong, ZHANG Liudong, HUANG Yu, et al. A study on precise AGC real-time modeling and peak shaving for distributed photovoltaic[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics(Natural Science Edition), 2026, 58(1): 210-222.

machine learning. Based on the feasible region projection theory, the adjustable power boundaries of distributed-PV clustering aggregation are described by adopting Minkowski sum approach and vertex search optimization method. The distributed-PV precision modeling method proposed in this paper enhances the observation frequency at the dispatch and control master station without additional collection devices, achieves minute-level active power of distributed-PV, and provides a feasible region of distributed-PV that meets power grid operation constraints. Furthermore, a multi-dimensional weighting PV peak shaving strategy is also studied by taking the security (indexed by regulation rate) and the fairness (indexed by abandoned power rate, load factor and installed capacity factor) into consideration. The effectiveness and usefulness of the present models are verified properly form a practical case combining with the actual power grid dispatch and control master station at a certain provincial level. On the premise of power grid security, the model balances the maximum utilization of renewable energy and regulation fairness.

Key words: high-penetration renewable energy electricity; distributed photovoltaic; active power control; data-driven real-time modeling; peak shaving strategy

随着分布式光伏(Photovoltaic, PV)发电占比快速增长,对于分布式光伏高密度渗透的受端电网,因分布式光伏固有的复杂时空分布、弱致稳抗扰和功率随机性等特点^[1-3],在其大规模并网消纳中需要发展具备充裕的灵活调节性和多元化的调度运行模式^[4-6]。工程实际应用中,传统新能源自动发电控制系统(Automatic generation control, AGC)主要部署在省级调度控制主站,管理单体容量大、数量较少的集中式新能源电站(主要为 35 kV 及以上电压等级)参与实时控制,遵循以火电为主、集中式新能源为辅的调节模式。面对日益严峻的电网系统调节压力,尤其是电网备用紧张的极端状态,低压分布式光伏(380 V)参与电网调峰的需求日益紧迫,以实现全电压等级新能源参与有功控制,共同承担电网实时平衡调节功能^[7-8]。

分布式光伏参与电网调频和调峰等目标控制由 AGC 主站实时下发分配策略,其控制准确度非常依赖于 AGC 实时控制模型的准确性。当前在 AGC 实时控制建模方面,集中式和中压分布式光伏(10 kV 及以上)分别具有秒级和分钟级的实时数据采样能力,可采用物理方法和数据驱动方法建立实时控制模型^[9]。然而,对于总体装机容量占比高、但单体容量小且分散性强的低压分布式光伏,则需要聚合成为一定规模的分布式光伏集群参与电网调控,其依赖数据技术构建精细化的动态分析模型^[10-16]。在分布式资源调节能力的聚合模型研究中,Wu 和 Peng^[17]提出了基于 k -means 聚类和神经网络对包含气象、历史功率等信息样本进行数据处理的方法,有效解决了短期风电预估的特性不稳定性和过拟合风险;文献[18-19]中依据分布式资源物理特性,将聚合资源分类为类发电机特性、类储能特性和共有特性等 3 类,构建了由等效发电机

和等效储能所组成的灵活性资源集群的聚合参考模型,基于可行域投影方法刻画考虑新能源功率约束的聚合资源可调节能力;焦治杰等^[20-21]针对分布式新能源功率不确定性进行了研究,提出了基于闵可夫斯基求和进行聚合和李雅普诺夫解耦优化的虚拟电厂概率可行域构建方法。上述文献主要研究并网点处多类型能源的整体调节能力刻画,但未考虑低压分布式光伏受限于量大分散性强、信息传输延迟等现实问题,调度控制主站存在低压分布式光伏功率延时感知(延迟 15~45 min)的“盲调”风险^[22-23],而大批量改进采集传输装置存在建设周期长、投资成本大的问题,导致低压分布式光伏参与 AGC 控制模型的实时有功功率感知不足,考虑电网运行约束的调节边界刻画不足。因此,从提升低压分布式光伏参与 AGC 控制模型实时感知精准性视角出发,亟待开展基于现有可采信息的“以数为据”感知建模分析,为调峰控制提供精准模型。

在分布式光伏参与调峰控制策略方面,现有研究针对火-储-风-光多元协同调峰和多时间尺度调峰开展研究^[24-27],针对含高渗透分布式光伏配电网的运行特点和调控需求,窦晓波等^[28]提出了基于全局优化调度级、集群趋优控制级和本地消纳控制级的多级调控模型与实现策略;吴文传等^[29]面向大量分布式资源并网运行的主动配电网,提出并构建了集群控制和多级协调的调控框架;张强等^[30]提出了考虑 10 kV 中压分布式光伏参与电网调峰的省地两级分级-协同分布式 AGC 以及响应率不足时的转移策略。以上研究侧重于考虑包含集中式新能源电站在内的多元资源日前和日内计划曲线或运行方式制定,AGC 实时控制模式下考虑安全性与公平性的各类型新能源资源调节序位、分配及恢复策略尚亟待进一步探究或验证。

本文聚焦于分布式光伏参与AGC的有功功率精准性实时感知建模和调峰控制策略等问题研究。首先结合分布式光伏AGC通用控制模型,开展基于基准站可采数据映射推算的低压分布式光伏有功功率实时感知方法研究,建立满足运行约束的可调节功率域,构建“以数为据”的低压分布式光伏AGC实时模型,在不额外增加采集装置的同时提高调控主站模型感知准确性;在此基础上确定光伏调峰容量,开展考虑多维度权重模型的光伏调峰分配策略研究,基于熵权法和专家经验均衡不同电网状态下的公平性、安全性指标权重系数,并结合某省级实际电网的集成应用验证本文所提方法的有效性。

1 顶层架构

随着分布式发电资源规模化并网,在有功控制技术方面,传统的由省级调度主站控制集中式新能源参与调峰调频的控制模式已难以兼顾分布式新能源的管理。面向省、地两级调度控制主站,为了实现省级调度控制主站(以下简称“省调”)新能源AGC对地区集中式和分布式新能源资源的全局调用,满足不同接入方式的集中式、分布式新能源控制资源灵活协调控制,采用“区域控制—场群控制—场站控制”3层通用有功控制以及全电压等级新能源参与调峰控制架构,如图1所示。3层通用有功控制架构信息如表1所示。

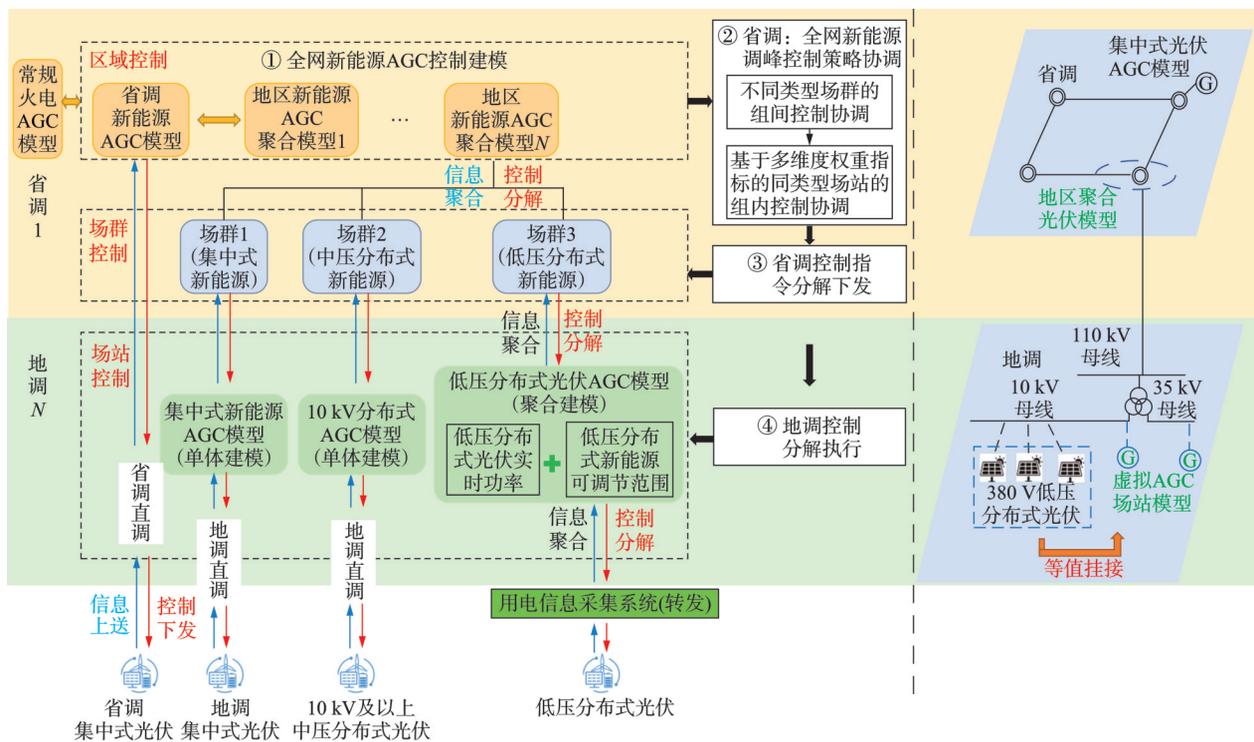


图1 新能源AGC建模及调峰控制顶层架构示意图

Fig.1 Schematic of architecture design for renewable energy AGC modeling and peak regulation control

表1 新能源AGC 3层控制架构信息

Table 1 Three-level control frames for new energy AGC

控制类型	模型信息	用途
区域控制	控制目标、运行状态、控制周期、区域调节步长等	实现新能源与常规机组协调控制、省地配各级新能源协调控制
场群控制	场群类型、组间控制策略等	实现不同类型新能源场群协调控制
场站控制	场站类型、当前出力、调节上、下限、上升、下降速率、限电、非限电调节步长等	发布控制命令的最小对象

省调AGC实现全电压等级新能源建模、全网调峰决策以及省地配多级协同调控,含区域和场群两层控制。其中,区域控制层直接通过省调新能源AGC模型管控省调的主干集中式新能源,同时通过地区新能源AGC聚合模型接受地区聚合上送的分布式新能源聚合数据;场群控制层则用来实现对

各地区不同类型新能源场群(如集中式、中压分布式和低压分布式)的协调控制,并规划同类型场群内的场站分配方式。省调AGC首先基于区域控制层实现全网层面新能源与常规火电资源协调控制,确定全网新能源调峰需求,其次根据场群控制层设置的调峰控制原则及多维权重指标实现控制指令

分解,下发指令给省调集中式新能源场站及各地区聚合新能源执行。

地级调度控制主站(以下简称“地调”)AGC 负责构建下发控制命令最小控制执行对象的场站控制层。其中,地调集中式新能源、10 kV 及以上中压分布式新能源由调度直采建模,对单个电站建立场站控制模型;低压分布式新能源则由用电信息采集系统采集转发调度控制主站,对聚合资源建立场站控制的相关 AGC 模型,根据电网拓扑结构,将低压分布式光伏等值为虚拟 AGC 场站(场站控制模型)挂接在 35 kV 或者 110 kV 变电站,并逐级聚合至省调。地调 AGC 接受省调下发的控制指令,将指令分解至各个场站控制执行。

基于上述顶层架构,本文在现有控制策略的基础框架下,重点围绕低压分布式光伏 AGC 有功功率的实时精准性感知建模和参与全网调峰的多维度权重光伏调峰分配策略问题开展研究。

2 分布式光伏 AGC 建模

省、地两级调度控制主站需要准确的虚拟 AGC 场站模型数据(包括有功功率、可调节能力)来制定控制策略。低压分布式光伏由于点多面广和通信链路带宽不足,往往面临着信息接入率低以及传输延时等问题,为有效解决由于时空性和随机性等因素而导致的分布式光伏 AGC 区域有功功率难以准确实时感知以及可调节能力可行域线性叠加计算不准确问题,本文提出了基于基准站可采实时信息映射推算的分布式光伏实时功率感知策略,并采用可行域投影法构建并网点处的综合等值可调节范围,形成面向调度需求的分布式光伏 AGC 精准化快速响应建模方法。

2.1 基于基准站推算的分布式光伏实时功率

基于基准站(可直接接入调度控制主站,秒级或分钟级传输)现有的直采数据映射推算低压分布式光伏虚拟 AGC 场站实时功率的方法,其基本思想如下:以 35 kV 变电站低压侧的分布式光伏虚拟 AGC 场站为例,将其所辖的低压分布式光伏划分为若干集群,对各集群利用相关性高的基准光伏站实时采集数据,结合人工智能方法和实时气象监测数据进行低压分布式光伏集群有功功率的同步感知分析,进而将集群有功功率叠加获得实时状态下的虚拟 AGC 场站有功功率,实现其实时建模。

(1) 分布式光伏集群聚类及基准站选取

鉴于特定区域范围内气象条件的高度相关性,可依据地理和气象等因素将低压分布式光伏划分为若干集群,构建聚合估算单元。本文采用基于密

度带噪声空间聚类算法(Density-based spatial clustering algorithm with noise, DBSCAN)方法进行聚类分析^[31],以空间、温湿度和光伏历史功率作为三维特征向量形成特征矩阵,有

$$X = \{(X_{S,1}, X_{M,1}, X_{P,1}), (X_{S,2}, X_{M,2}, X_{P,2}), \dots, (X_{S,n}, X_{M,n}, X_{P,n})\} \quad n \in [1, N] \quad (1)$$

式中: X_S 为光伏经纬度坐标; X_M 为典型日辐照度、温湿度的统计值特征, X_P 为典型日光伏有功功率统计值特征, X_M 、 X_P 统计值特征包括平均值、标准差、最大值、峰波谷数、变异系数、峰度和偏度, N 为光伏数量。

DBSCAN 中,两个重要参数依据经验和实际需求设定,即邻域半径或邻域距离阈值(ϵ)和最小点数阈值(Minpts),在某个距离范围内满足一定密度阈值的数据点可被归为同一类别。Minpts 设置为光伏特征矩阵 X 的特征个数,基于 Minpts 和欧式距离确定 ϵ ,计算所有样本点到其第 Minpts 个最近邻居的欧式距离,有

$$d(i, j) = \sqrt{\sum_{k \in \{S, M, P\}} (X_{k,i} - X_{k,j})^2} \quad (2)$$

递减排序形成曲线,曲线拐点处的距离即为 ϵ 值^[31]。参数确定后,从输入样本集 X 中随机选取一个样本点 P ,以 P 为中心、 ϵ 为半径,判断满足距离在半径范围内(即 $d(i, j) < \epsilon$)的样本数量 N_p 与 Minpts 的关系,若 $N_p > \text{Minpts}$,则 P 点为中心点, ϵ 邻域内样本作为候选点并将密度可达对象形成一个簇;否则 P 点为边缘点,继续搜索下一个对象重复以上步骤直到遍历所有样本点。

根据遍历结果,确定分布式光伏划分的若干集群。考虑到 35 kV 或者 110 kV 变电站一般会接入中压分布式或集中式光伏(即基准站),大多数分布式光伏集群的地理范围内存在基准站,若不存在基准站,则扩大范围,根据皮尔逊相关性系数(Pearson correlation coefficient, PCC)^[32]选择相邻的基准站,即

$$\rho_{X,Y} = \frac{\text{cov}(P_d, P_j)}{\sigma_{P_d} \sigma_{P_j}} = \frac{E(P_d P_j) - E(P_d)E(P_j)}{\sqrt{E(P_d^2) - E^2(P_d)} \sqrt{E(P_j^2) - E^2(P_j)}} \quad (3)$$

式中: P_d 、 P_j 为不同变量集合。其中, P_d 为分布式光伏集群有功功率; P_j 为基准站有功功率; $\text{cov}(P_d, P_j)$ 为变量协方差; σ 为变量标准差; $E(\cdot)$ 为数学期望。

(2) 分布式光伏集群功率实时感知模型

在网格集群划分及基准站选取之后,如何从调度控制主站直采的基准站有功功率实时信息确定分布式光伏集群功率的精准化实时响应,需要建立相应的映射推算关系。

本文根据历史数据,基于梯度提升决策树(eXtreme gradient boosting, XGBoost)^[33],通过建立特定的训练模型获得分布式光伏集群有功功率与基准站有功功率的比例系数($K=P_d/P_j$)的映射关系,即利用光伏基准站历史有功功率、区域光辐照度和温湿度气象数据以及相应的用电信息采集系统低压分布式光伏有功功率等历史数据作为 XGBoost 训练输入数据,以分布式光伏集群有功功率

与基准站有功功率的比例系数作为 XGBoost 训练输出数据建立机器学习模型。通过随机搜索结合交叉验证周期性优化树数量、最大深度等超参数完成模型训练,从而确定比例系数 K 的一维向量映射关系(图 2),进而根据 XGBoost 训练模型获取的比例系数以及区域气象和基准站实时功率的直采实时数据,同步映射出分布式光伏集群实时功率同步感知结果。

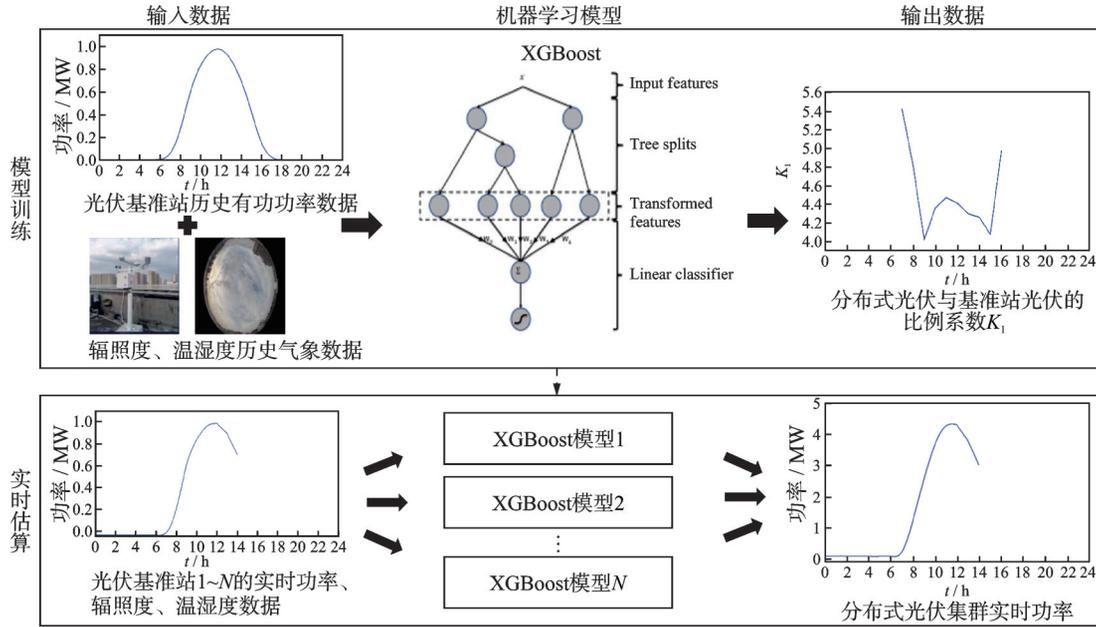


图 2 基于机器学习的比例系数 K 获取示意图

Fig.2 Schematic of determination for the factor K based on machine learning

具体步骤如下:

(1) 判断集群内是否只有 1 座基准站。若存在多座基准站 $P_{j,N}$, 则计算相关性系数 $\rho_{X,Y}$, 如式 (3) 所示, 进而根据相关性系数排序形成基准站权重系数 $S_{j,N}$ 。

(2) 利用每个基准站训练好的 XGBoost 模型, 滚动输入 (每分钟一次) 基准站实时有功功率、估算日当天气象数据作为输入数据矩阵, XGBoost 模型滚动输出比例系统 K , 结合基准站权重系数 $S_{j,N}$ 计算分布式光伏集群分钟级实时功率, 即

$$P_{d,t} = \sum_{i=1}^{N_j} S_{j,i} K_{j,i} P_{j,i,t} \quad (4)$$

式中: $P_{d,t}$ 为分布式光伏集群每时刻的实时有功功率; $S_{j,i}$ 为第 i 个基准站估算权重系数; $K_{j,i}$ 为训练好的 XGBoost 输出比例系数; $P_{j,i,t}$ 为第 i 个基准站 t 时刻实时功率; N_j 为基准站个数。

(3) 叠加虚拟 AGC 场站所辖所有低压分布式光伏集群的实时功率, 得到 35 kV 或者 110 kV 变电站低压母线侧挂接的虚拟 AGC 场站实时功率。

2.2 分布式光伏可行域

虚拟 AGC 场站模型除了需要计算聚合实时功率, 还需要为调度主站提供集群聚合形成的可调节

功率域边界。可调节功率域边界除了需要考虑各个分布式资源的单体功率约束, 还需要考虑分布式资源聚合至并网挂接点过程中的电网拓扑约束。由于高维时间耦合约束使得直接聚合功率求解异常困难, 因此广泛采用基于可行域投影理论的方法^[19-21]。分布式资源可调节功率域是提供近似求解考虑资源本体、线路、负荷等全部约束形成的高维可行空间向功率聚合节点的投影, 即闵可夫斯基求和 (Minkowski Sum) 一类问题, 即

$$\Omega_{\text{agg},k} = \Omega_{1,k} \oplus \Omega_{2,k} \oplus \dots \oplus \Omega_{n,k} \quad (5)$$

式中: 符号“ \oplus ”表示 Minkowski 求和; $\Omega_{\text{agg},k}$ 为 k 时段 n 个分布式资源聚合后的可调节功率域; $\Omega_{1,k}, \Omega_{2,k}, \dots, \Omega_{n,k}$ 为分布式资源各自的可调节功率域。

根据可行域投影理论将高维可调节功率域投影到仅与投影变量有关的低维可行空间, 即

$$\begin{cases} \phi = \{(x, y): Ax + By \leq d\} \\ \Omega = \{x: \exists y, (x, y) \in \phi\} \end{cases} \quad (6)$$

式中: ϕ 为投影全部约束集合; x 为投影变量, 表征为投影后可行域的物理量; y 为调节变量, 即除投影变量外的其他变量; A, B 为系数矩阵; d 为常向量。

对于投影后的可行域中的任意一点,总存在至少一个相应的实现方案,使该点能够满足电网运行约束。

(1) 可调节功率域边界求解模型

分布式资源逐层级聚合需要考虑设备约束和网络约束条件。

设备约束条件描述的是单个设备受建造设计条件、气象因素和调度要求等影响,在各个时间点之间的约束条件具有时间耦合特性。本文主要涉及分布式资源功率约束和爬坡速率约束,即

$$\begin{cases} P_{k,\min} \leq P_k \leq P_{k,\max} \\ r_{k,\min} \leq P_k - P_{k-1} \leq r_{k,\max} \end{cases} \quad (7)$$

式中: $P_{k,\min}$ 和 $P_{k,\max}$ 分别为分布式光伏在 k 时段的功率上下限; $r_{k,\min}$ 和 $r_{k,\max}$ 分别为爬坡速率上下限。

网络约束条件描述的是分布式资源聚合过程中需要考虑的电网拓扑约束,具有空间耦合特性。基于潮流模型考虑节点、支路潮流约束和容量约束等,即

$$\begin{cases} P_{ij,t}^{\text{LN}} = g_{ij} \frac{U_{i,t}^2 - U_{j,t}^2}{2} - b_{ij}(\theta_{i,t} - \theta_{j,t}) \\ Q_{ij,t}^{\text{LN}} = -b_{ij} \frac{U_{i,t}^2 - U_{j,t}^2}{2} - g_{ij}(\theta_{i,t} - \theta_{j,t}) \\ P_{j,t}^{\text{N}} = \sum_{ji \in \Lambda_j^{\text{N}}} P_{ji,t}^{\text{LN}} \\ Q_{j,t}^{\text{N}} = \sum_{ji \in \Lambda_j^{\text{N}}} Q_{ji,t}^{\text{LN}} \\ U_i \leq U_{i,t} \leq \bar{U}_i \\ \begin{cases} \|2P_{ij,t}^{\text{LN}}\| \\ \|2Q_{ij,t}^{\text{LN}}\| \\ \|I_{ij,t}^2 - U_{i,t}^2\| \end{cases} \leq I_{ij,t}^2 + U_{i,t}^2 \end{cases} \quad (8)$$

式中: $P_{j,t}^{\text{N}}$ 和 $Q_{j,t}^{\text{N}}$ 分别为 t 时刻节点 j 的有功和无功功率; $P_{ij,t}^{\text{LN}}$ 和 $Q_{ij,t}^{\text{LN}}$ 分别为 t 时刻线路 ij 的有功和无功功率; g_{ij} 和 b_{ij} 分别为线路 ij 的电导和电纳; $\theta_{i,t}$ 为节点相角; $U_{i,t}$ 为节点电压; $I_{ij,t}$ 为线路 ij 电流; $\|\cdot\|$ 为二阶锥形式的线路功率约束。

结合上述两个约束条件,分布式资源集群的有功功率可调节范围 P_1 在高维空间 F_1 中由 x 和 p_0 共同张成,其中, x 为由集群内各个分布式资源设备在各时刻的有功和无功功率所构成的决策变量向量; p_0 为各时刻并网点处的有功功率,即虚拟 AGC 场站有功功率。

$$P_1 = \{[x \ p_0]^T | Ex \leq f; p_0 = Cx + d\} \quad P_1 \subset F_1 \quad (9)$$

式中:各决策变量的线性运行约束条件中, E 和 f 分别为构成线性不等式约束参数的常数矩阵和向量,基于潮流模型确定; p_0 由决策变量向量用线性运算方式表示; C 和 d 分别构成线性等式约束参数的常数矩阵向量,基于潮流模型构建功率平衡方程

确定。

通过投影运算,决策变量 x 所在的维度被消去,分布式资源集群聚合后的可调节功率上下界范围 P_2 仅由向量 p_0 张成,即

$$P_2 = \{p_0 | Ap_0 \leq b\} \quad P_2 \subset F_2 \quad (10)$$

式中: A 和 b 分别为 P_2 的参数矩阵和向量。

由于 P_1 的维数很高,几乎不可能确定多面体 P_2 的参数矩阵和向量精确解。因此在实际应用中,结合可行域投影为聚合点功率范围的物理意义,选择合适的参数实现高维多面体 $\Omega_{\text{agg},k}$ 在低维功率空间的近似投影 $\tilde{\Omega}_{i,k}$ 。

(2) 顶点搜索法求解

近似域基于高维多面体投影及边界收缩算法,需要尽可能使之投影面积最大,近似原始可行域 $\Omega_{\text{agg},k}$ 。本文采用顶点搜索法进行优化求解^[34],其基本思路是通过构建一系列具有不同目标函数的优化问题,逐次更新搜索的方向向量,递进求解直至所有顶点完全收缩至投影多面体的内部或边界上,搜索终止条件采用豪斯多夫距离(Hausdorff distance, HD)作为判据^[35],最终确定 $\Omega_{\text{agg},k}$ 内接多面体。

2.3 面向调度需求的分布式光伏 AGC 建模

本文构建的面向调度需求的分布式新能源 AGC 建模框架如图 3 所示。主要针对点多面广的低压分布式光伏构建相应的基于基准站推算的分布式光伏有功功率实时感知和可行域分析求解方法,从而精准地给出分布式光伏集群聚合点处的实时功率和可调节功率范围,形成分布式光伏场站控制模型。进而通过逐层建模,建立分布式新能源 AGC“区域控制-场群控制-场站控制”的 3 层控制模型。该模块可集成于调控主站,为 AGC 精细化建模提供准确的分布式光伏实时功率数据和聚合资源模型参数,改善调控主站下发有功控制策略的决策水平。

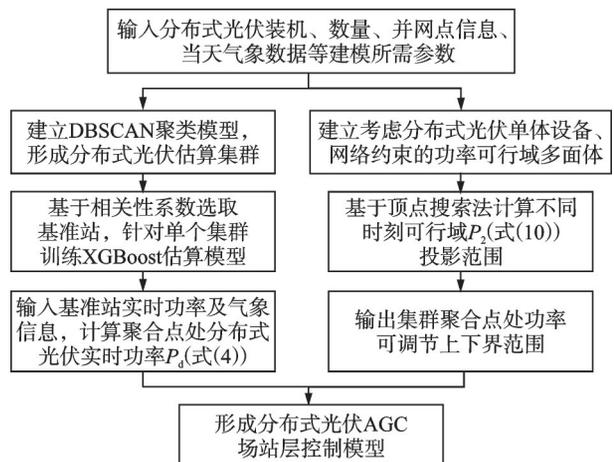


图 3 分布式光伏 AGC 建模流程

Fig.3 AGC modeling chart of distributed photovoltaic

2.4 案例验证

以某 35 kV/10 kV 配电网测试案例分析验证本文的 AGC 精准化建模方法。配电网拓扑结构如图 4 所示,其中,三角形节点为 35 kV/10 kV 变电站,需要将低压分布式光伏等值为虚拟 AGC 场站参加调控;圆形节点为 10 kV/380 V 配变,以 10 号节点为例,配变下接入多个低压分布式光伏,其余节点简化表示。测试数据包括从调度控制主站获取的基准站有功功率数据、从用电信息采集系统获取的低压分布式光伏有功功率数据(数量 172 个,装机总量 8.45 MW),低压分布式光伏的主要参数如表 2 所示。

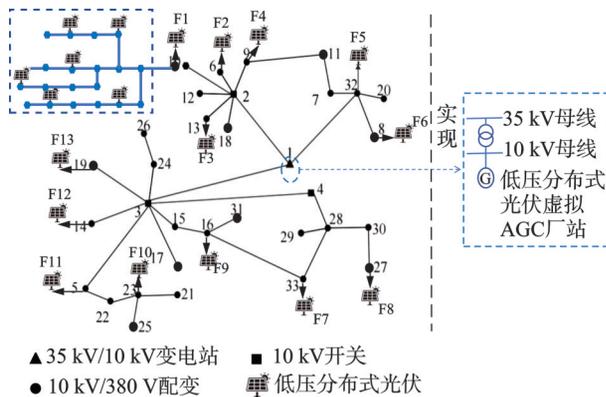


图 4 测试案例电网拓扑结构图

Fig.4 Grid topology of test case

表 2 分布式光伏参数

Table 2 Parameters of distributed PV

编号	所在节点	装机容量/MW	包含光伏个数
F1	10	0.30	6
F2	6	0.47	9
F3	13	0.58	12
F4	9	0.54	11
F5	32	0.48	10
F6	8	0.58	11
F7	33	0.85	17
F8	27	0.73	15
F9	16	0.52	11
F10	23	0.78	16
F11	5	0.83	17
F12	14	0.95	20
F13	19	0.84	17

对图 4 所示测试案例的分布式光伏进行聚类划分及基准站选取,聚类结果如图 5 和表 3 所示。从聚类计算结果可以看出,基准站与分布式光伏的相关性强,能够实现基于基准站的分布式光伏聚合实时功率估算。

选取晴天、多云和雨天等典型气象日开展基于

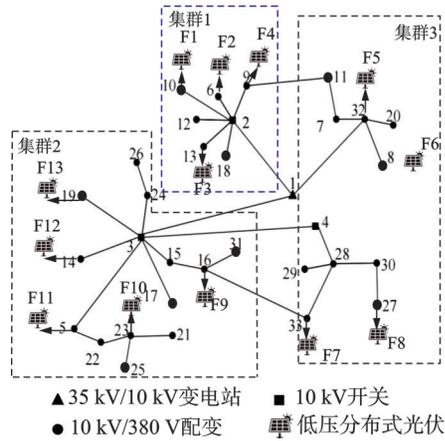


图 5 分布式光伏聚类图

Fig.5 Clustering of distributed PV groups

表 3 分布式光伏聚类信息

Table 3 Clustering results of distributed PV groups

集群	分布式光伏装机量	基准站装机容量/MW	相关性系数
1	1.89 MW (38 个)	4.5	0.90
2	2.64 MW (53 个)	2.9	0.94
3	3.92 MW (81 个)	3.2	0.91

基准站实采数据的低压分布式光伏集群实时功率推算,进而叠加计算出 35 kV/10 kV 变电站(1号节点)10 kV 母线处的低压分布式光伏虚拟 AGC 场站实时有功功率(集群 1+集群 2+集群 3),并与用电信息采集系统的采集值进行对比,如图 6 所示。以 14:00 时刻为例,本文估算方法可以实时计算光伏有功功率(分钟级),而用电信息采集系统转发至调控主站的有功功率存在延时(约 45 min)。在不同气象条件下,低压分布式光伏实时功率估算结果曲线可以准确拟合实际采集值。对分布式光伏有功功率实时感知准确性进行评价,有

$$\left(1 - \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\frac{P_{i\text{估算}} - P_{i\text{实采}}}{P_{i\text{实采}}} \right)^2} \right) \times 100\% \quad (11)$$

式中: $P_{i\text{估算}}$ 为本文所提方法计算出的实时估算值;

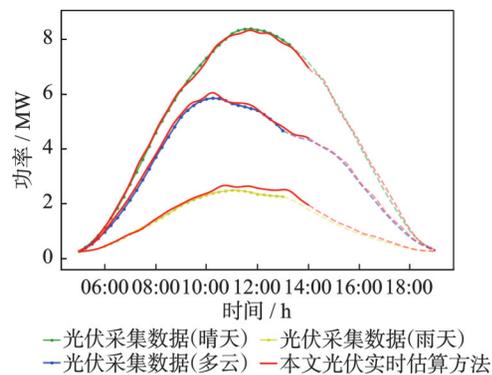


图 6 分布式光伏实时功率推算结果

Fig.6 Real-time power outputs of distributed PV

考虑到装机容量一般远超实时功率,以用采系统实际测量值 $P_{i,用采}$ 作为真实值。

结果表明,晴天、多云和雨天的推算准确率分别达到 97.2%、96.1% 和 95.2%。由于雨天环境下的影响因素更为复杂,因此在恶劣气象环境中的推算准确率略低。总体上,本文所提出的方法可以在不额外增加采集装置的情况下,基于现有的基准站实采数据实现当前时刻分布式光伏有功功率的精准化实时感知,提高了主站观测频度,有助于提升 AGC 实时控制聚合建模的能力。

对测试案例中低压分布式光伏构建可行域,即求解各个光伏聚合到 35 kV/10 kV 变电站(1号节点)10 kV 侧的虚拟 AGC 场站功率可调节能力。以晴天状态下光伏发电 70% 及 90% 的装机容量 (P_c) 为例,分布式光伏可行域如图 7 所示。

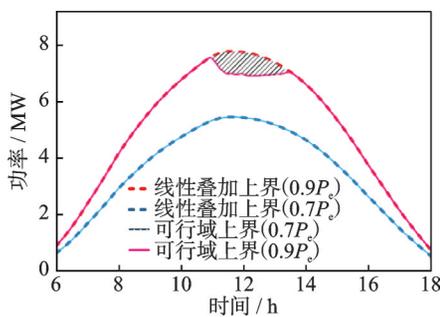


图 7 分布式光伏可行域结果

Fig.7 Feasible region results of distributed PV

在图 7 中,考虑到夜晚等情况光伏不发电,可行域下界为数值为 0 的直线,因此只考虑可行域上界。当光伏发电 70% 装机容量时,网络潮流等不等式约束并没有切割可行域空间,因而线性叠加与可行域投影法的可行域上限一致;但当光伏发电 90% 装机容量时,在某些时段采用线性叠加法的功率上限值高于可行域求解法,如图 7 中阴影所示。分别按照线性叠加上界和可行域求解法上界模拟分布式光伏发电,图 7 阴影区域时段内的光伏聚合点处反向负载率情况如表 4 所示,可以看出当分布式光伏按照线性叠加上界曲线发电时,聚合点处变压器反向负载率平均值已达 82.9%,处于重过载风险情况(超过 80% 阈值)^[36];当无负荷转供路径或处于分布式光伏调峰期间,按照可行域上界开展光伏调节,当分布式光伏运行在可行域范围内时,反向负载率处于正

表 4 光伏聚合点处反向负载率时刻表

Table 4 Time schedule of reverse heavy overload conditions at PV aggregation points %

时刻	11:30	12:00	12:30	13:00
线性叠加上界	84.5	83.8	82.3	81.1
可行域求解法上界	75.1	75.5	75.0	75.4

常范围。可以看出考虑聚合过程网络及设备不等式约束所获得的可行域更加精准,即控制指令落在可行域上下界内时,光伏运行状态能够满足电网运行约束。

案例验证表明,采用本文所提的分布式光伏 AGC 精准化实时建模方法,能够实现低压分布式光伏实时功率以及调节上下限聚合上送的精准感知和分析,可为面向调度的分布式光伏 AGC 建模提供强实时性的聚合调节需求。

3 分布式光伏参与实时调峰控制

3.1 分布式光伏调峰控制目标

随着光伏发电资源规模化并网,其参与调峰控制需求越来越迫切,譬如,负荷低谷时段甚至需要实时控制低压分布式光伏。精准的 AGC 控制模型是调度控制主站制定调峰、调频和断面控制等控制策略的基础。对于调峰实时控制,为提高电网的调峰能力,使电网在保证安全、稳定运行的前提下尽可能消纳光伏发电,省调 AGC 采用跟踪常规火电机组下备用的思路实施光伏有功控制,即火电机组优先调峰,当火电下旋转备用不足时,对光伏进行调峰控制,光伏总体调峰控制目标为

$$\begin{cases} ARR = R_t - R_{lower} \\ R_t = \sum_{i=1}^{N_{thermal}} P_{i,t}^{thermal} - P_{i,lower} \end{cases} \quad (12)$$

式中:ARR 为光伏总体调峰控制目标; R_t 为 t 时刻火电机组的下旋转备用; R_{lower} 为火电下旋转备用的下限值; $P_{i,t}^{thermal}$ 为第 i 个火电机组 t 时刻的实际有功功率; $P_{i,lower}$ 为第 i 个或火电机组最低技术出力。 R_{lower} 、 $P_{i,lower}$ 为给定限值。

考虑到火电优先调峰且以负荷波动和新能源弃电量最小为优化目标,有

$$\begin{cases} \min f = \frac{1}{N_T} \sum_{t=1}^{N_T} |P_{glt} - P_{glt,av}| \\ P_{glt} = P_{load,t} - \sum P_t^{pv} \\ P_{glt,av} = \frac{1}{N_T} \sum_{t=1}^{N_T} P_{glt} \end{cases} \quad (13)$$

式中: $f(\cdot)$ 为火电调峰目标函数; P_{glt} 为 t 时刻净负荷; $P_{glt,av}$ 为 1 个调度周期 N_T 内的净负荷平均值; $P_{load,t}$ 为 t 时刻的负荷采集值; $\sum P_t^{pv}$ 为 t 时刻的光伏总有功功率(集中式、中压分布式及低压分布式光伏总和)。

因此在调峰控制目标层面,省调 AGC 掌握各个地区聚合分布式光伏实时功率有助于火电机组优先承担调峰需求,降低光伏总体调峰目标,提升光伏消纳能力。

3.2 兼顾安全性与公平性多维度权重分配模型

省调 AGC 确定光伏总体调峰目标后,从电网角度考虑安全性、光伏角度考虑公平性的多维度视角形成省地协同的调峰策略。

按照图 1 所示,省调 AGC 首先实现不同类型场群的组间协调控制,按照先省调后地区、先集中式光伏后分布式光伏、先中压分布式光伏后低压分布式光伏的调节顺序,在上一级调峰资源降低到门槛值后,逐级调用下一级资源。

确定各个场群控制目标后,省、地 AGC 将控制目标分配给同类型场群内的各个场站控制模型,校验控制目标满足光伏可行域范围后下发执行。本文以安全性(调节速率)与公平性(弃电率、负荷率、装机容量比率)作为主要因素建立兼顾公平性与安全性的同类型场群内光伏分配模型,包括:

(1) 负荷率

$$L_i = P_i / P_i^{\max}$$

$$\hat{L}_i = L_i / \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N L_i \right) \quad (14)$$

式中: \hat{L}_i 为负荷率指标; P_i 为控制对象当前出力; P_i^{\max} 为控制对象装机容量。

(2) 装机容量比率

$$\hat{K}_i = P_i^{\max} / \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N P_i^{\max} \quad (15)$$

(3) 调节速率

$$V_i = |P_{E,i} - P_{S,i}| / T$$

$$\hat{V}_i = V_i / \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N V_i \right) \quad (16)$$

式中: \hat{V}_i 为调节速率指标; $P_{E,i}$ 和 $P_{S,i}$ 分别为指令周期结束和开始时的功率; T 为指令周期。

(4) 弃电率

$$\gamma_{i,t} = \frac{S_{w,i,t}}{S_{w,i,t} + E_{w,i,t}}$$

$$\hat{\gamma}_{i,t} = \gamma_{i,t} / \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \gamma_{i,t} \right) \quad (17)$$

式中: $\hat{\gamma}_{i,t}$ 为弃电率指标; $S_{w,i,t}$ 为 AGC 控制对象累计弃电时数; $E_{w,i,t}$ 为 AGC 控制对象累计发电时数。

基于上述单项指标,按照一定的权重系数构建综合权重指标,即

$$S_i = w_1 \hat{L}_i + w_2 \hat{K}_i + w_3 \hat{V}_i + w_4 \frac{1}{\hat{\gamma}_{i,t}} \quad (18)$$

式中 $w_1 \sim w_4$ 为相应的权重系数。

结合电网运行状态,基于熵权法和专家经验确定权重系数 w_i 。熵权法根据各个光伏控制对象历史指标数据的变异程度来确定权重系数,某个指标数据的信息熵越小,即指标数据变异程度越大,所提供信息量越多,在分配模型中所占权重越大。在

熵权法提供的客观权重基础上,根据电网运行需求结合专家经验动态调整指标权重,当电网处于紧急、次紧急调节区,增加安全性指标权重,优先让调节速率高的光伏控制对象承担调峰容量,实现电网状态快速恢复;当电网处于正常调节区,增加公平性指标权重,优先让弃电率低的光伏控制对象承担调峰容量,实现控制对象公平均衡调用。

综合权重指标首先基于熵权法确定客观基础系数,对于 n 个光伏控制对象、4个评价指标形成评价矩阵 $X = [x_{ij}]_{n \times 4}$, $i = 1 \sim n$; $j = 1 \sim 4$ 。对评价矩阵进行标准化处理并计算各指标的信息熵,有

$$\begin{cases} Y_{ij} = x_{ij} / \sum_{i=1}^n x_{ij} \\ E_j = \frac{\sum_{i=1}^n Y_{ij} \ln Y_{ij}}{\ln n} \end{cases} \quad (19)$$

式中: Y_{ij} 为标准化指标数据; E_j 为信息熵。

基于熵权法的权重系数,定义为 $w_E = [w_{E,1}, w_{E,2}, w_{E,3}, w_{E,4}]$,计算方式为

$$\begin{cases} w_{E,j} = \frac{1 - E_j}{\sum_{j=1}^4 (1 - E_j)} \\ w_{E,1} + w_{E,2} + w_{E,3} + w_{E,4} = 1 \end{cases} \quad (20)$$

熵权法通过衡量指标的历史数据信息量确定权重,对各指标权重进行客观赋值。考虑电网不同运行状态对安全性、公平性指标重要性不同,引入专家经验修正权重系数,给出紧急调节区权重系数 $w'_{ER} = [w'_{ER,1}, w'_{ER,2}, w'_{ER,3}, w'_{ER,4}]$,类似得到次紧急调节区权重系数 w'_{SER} 、正常调节区权重系数 w'_{NR} 。以紧急调节区为例,基于熵权法和专家经验的综合权重 w_{ER} 为

$$w_{ER} = \frac{w_E \times w'_{ER}}{\sum_{j=1}^4 (w_{E,j} \times w'_{ER,j})} \quad (21)$$

基于式(18,21)的综合权重指标计算各个场站控制模型(最小执行单元)的调峰容量分配。每个指令周期限制新能源出力时按综合权重指标由高到低排序分配;恢复新能源出力时按综合权重指标由低到高排序,在不同轮次中对新能源进行轮询调用,实现兼顾安全性和公平性的新能源调峰功率分配。

3.3 结合某省级网的实时调峰控制案例分析

以 2025 年某省一节假日期间光伏实时调峰为案例,该日的光伏资源最大预测发电功率如下:集中式光伏电站总量约 5 860 MW(单体数 N_1),10 kV 及以上中压分布式光伏电站总量约 4 600 MW(单体数 N_2),低压分布式光伏总量约

14 500 MW(聚类场站数 N_3)。从 9:10 时刻开始下发降低功率的调峰限电控制指令,根据式(12)的光伏总体调峰控制目标,集中式和 10 kV 及以上中压分布式光伏全量参与调峰控制,低压分布式光伏选取了某地调 5 座虚拟 AGC 场站(最大预测发电功率共计约 120 MW)参加调峰实控演练。

遵循“先集中后分布、先中压再低压”的不同类型光伏场群的组间协调分配顺序,9:10 时刻优先对集中式光伏下发调峰限电的控制指令,9:45 当集中式光伏功率降低到预设门槛值,再对 10 kV 及以上中压分布式光伏下发控制指令,最后对低压分布式光伏进行调节。指令结束时刻则按照低压分布式光伏、10 kV 及以上中压分布式光伏、集中式光伏顺序停止限电指令。3 种类型光伏调峰过程中的功率曲线如图 8 所示。

在整体调峰效果方面,采用本文所建立的低压

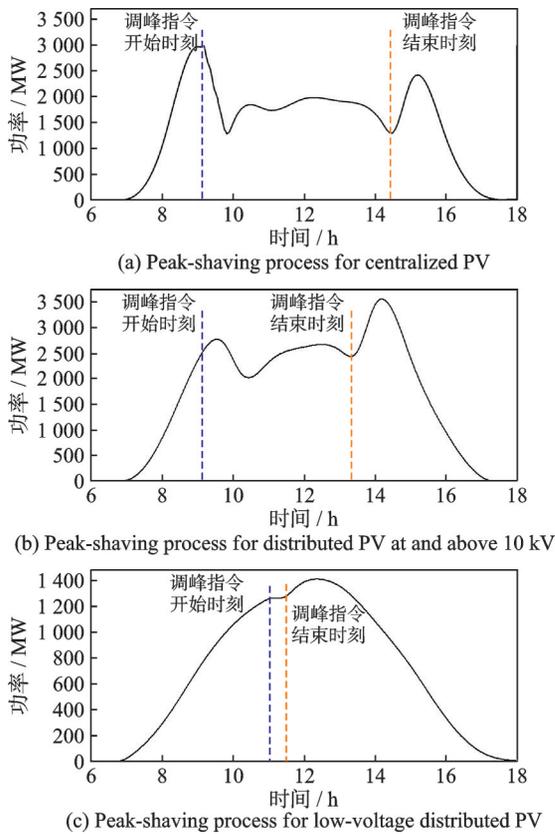


图 8 全电压等级光伏调峰过程曲线图

Fig.8 Peak-shaving process for full-voltage level PV

分布式光伏 AGC 实时建模方法,调度控制主站实时感知低压分布式光伏有功功率的准确性水平提升,有助于精准确定常规火电机组优先承担的调峰需求,降低了光伏总体限电需求,与保守的光伏人工限电控制目标相比,增加了光伏消纳空间,如表 5 和图 9 所示。人工设置目标要求光伏有功功率降低到更小的数值,本文调峰目标可释放更多的光伏消纳空间,在调峰指令期间采用本文调峰目标的全电压等级光伏实际曲线与保守的人工设置调峰目标相比,增加消纳空间约 10 000 MWh(图 9 中阴影部分),平均每小时光伏增发功率约 2 400 MW。

表 5 光伏增加消纳空间时刻表

Table 5 Timetable for increased accommodation space of PV power

时刻	9 时	10 时	11 时	12 时	13 时
本文调峰目标	13 781	14 903	16 993	18 875	17 319
人工设置目标	11 900	12 900	14 100	15 500	15 000
光伏增发功率	1 881	2 003	2 893	3 373	2 319

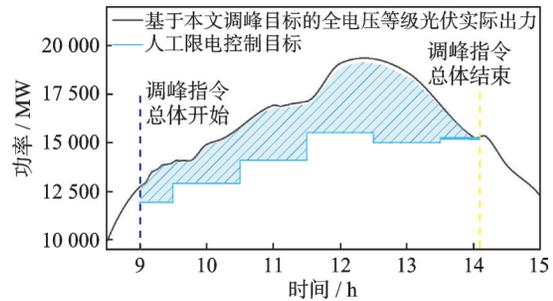


图 9 调峰过程中增加光伏消纳空间

Fig.9 Increased accommodation space of PV power during peak-shaving

在场群内光伏调峰功率分配方面,以低压分布式光伏为例说明同类型场群内各个场站控制模型的分配策略,低压分布式光伏选取某地调 5 座光伏虚拟 AGC 场站参与实际控制演练,总共需要承担 70 MW 调峰量,调峰指令下达时属于正常调节区,权重系数 $w_{NR} = [0.2, 0.15, 0.25, 0.4]$,基于综合权重指标的调峰分配策略如表 6 所示。根据综合权重指标优先选择指标高的光伏场站承担调峰量,当

表 6 基于综合权重指标的低压分布式光伏集群的调峰分配

Table 6 Peak-shaving distribution of low-voltage distributed PV groups based on comprehensive weighting indicators

虚拟 AGC 场站序号	综合权重 指标/%	负荷率 指标/%	装机容量 比率指标/%	调节速率 指标/%	弃电率 指标/%	装机容量/ MW	实时功率/ MW	调峰下降功 率值/MW
1	0.96	0.673	0.650	0.80	0.75	15.7	12.56	10.04
2	1.03	0.924	0.916	0.88	0.81	22.1	17.23	13.78
3	0.84	0.943	0.912	0.88	1.32	22.0	17.6	9.10
4	1.10	1.136	1.173	1.12	0.94	28.3	21.2	16.96
5	1.13	1.323	1.347	1.32	1.18	32.5	24.7	19.76

光伏场站的负荷率等指标相近时,如场站 2 和场站 3,综合权重指标中的弃电率指标使得弃电量低的场站 2 承担更大的调峰量,即需要限电下调更多的有功功率,在满足调峰控制目标的同时,兼顾光伏参与调峰公平均衡分配。

在调度员培训仿真系统中复现典型节假日的电网潮流数据,使用不同的权重分配模型进行调峰,本文所提综合权重指标采用紧急区权重($w_{ER}=[0.2, 0.15, 0.45, 0.2]$)和次紧急区权重($w_{SER}=[0.22, 0.18, 0.32, 0.28]$),典型日不同权重分配模型的对比结果如表 7 所示,仅考虑调节速度的分配策略有利于电网状态快速恢复,但过度倚重调节性能好的新能源场站,弃电率标准差大、调节公平性不足;仅考虑弃电率的分配策略牺牲电网调节速度,不利于紧急区恢复;采用本文所提的综合权重指标分配指标,通过对不同调节区权重的动态调整,均衡弃电率标准差和调峰容量充裕度恢复时间,在保障电网安全的前提下,兼顾新能源场站调节公平。

表 7 不同权重分配模型对比

Table 7 Comparison of different weighting indicators

分配模型	调峰容量充裕度 恢复时间/min	弃电率指标 标准差
调节速率 \hat{V}_i 分配模型	15	0.41
弃电率 $\hat{\gamma}_{i,t}$ 分配模型	42	0.09
综合权重指标分配模型	28	0.16

4 结 论

(1) 提出了一种基于基准站实时信息映射推算的低压分布式光伏有功功率实时感知方法,采用基于密度的带噪声空间聚类算法 DBSCAN 进行聚类分析,将虚拟 AGC 场站所辖的低压分布式光伏聚类为若干集群,利用实时性极强的、直接接入调度控制主站的基准站光伏有功功率实采信息,融合实时气象监测数据,通过机器学习系统 XGBoost 训练模型获取低压分布式光伏集群有功功率的同步映射关系。

(2) 基于可行域投影理论建立了考虑分布式资源功率约束和爬坡速率约束以及电网拓扑约束的低压分布式光伏可调节功率域边界求解模型,采用冈可夫斯基法和进行聚合和顶点搜索法进行优化求解,相较于线性叠加模式,可以精准地实现低压分布式光伏有功功率调节上下限聚合上送。

(3) 以安全性(调节速率)与公平性(弃电率、负荷率、装机容量比率)作为主要指标建立场群内光伏参与实时调峰控制的权重分配模型,调度控制主站实时感知低压分布式光伏有功功率的准确性

水平提升有助于精准确定光伏承担调峰需求,调峰目标可释放更多的光伏消纳空间,并在保障电网安全的前提下兼顾新能源场站调节公平。

(4) 针对低压分布式光伏构建的数据驱动 AGC 实时感知模型和考虑多维度权重光伏调峰分配模型,结合典型案例和某省级实际电网应用适度验证了其有效性和实用性。

本文所提出的低压分布式光伏 AGC 实时建模及调峰分配方法,在应用案例中参与控制演练的虚拟 AGC 场站规模有限,依然需要在大规模分布式光伏并网的实际场景中进行更充分的集成验证,未来随着分布式光伏逐步入市,需要进一步考虑分布式光伏聚合参与电力市场的调峰分配、量价机制,从而更好地适应高比例可再生能源消纳的新型电力系统现实需求。

参考文献:

- [1] 张智刚,康重庆.碳中和目标下构建新型电力系统的挑战与展望[J].中国电机工程学报,2022,42(8):2806-2819.
ZHANG Zhigang, KANG Chongqing. Challenges and prospects for constructing the new-type power system towards a carbon neutrality future[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(8): 2806-2819.
- [2] FAN M, LI Z, DING T, et al. Uncertainty evaluation algorithm in power system dynamic analysis with correlated renewable energy sources[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2021, 36(6): 5602-5611.
- [3] 闻浩,李陆苗,金蓉英.新能源接入配电网经济性与可靠性优化研究[J].南京航空航天大学学报,2018,50(5):715-721.
LYU Hao, LI Lumiao, JIN Rongying. Optimization algorithm for reliability and economic assessment of power distribution system with renewables[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2018, 50(5): 715-721.
- [4] KROPOSKI B, JOHNSON B, ZHANG Y C, et al. Achieving a 100% renewable grid: Operating electric power systems with extremely high levels of variable renewable energy[J]. IEEE Power and Energy Magazine, 2017, 15(2): 61-73.
- [5] 陈郑平,李文忠,陈飞雄,等.分布式资源助力新型电力系统灵活性提升研究综述[J].电力工程技术,2025,44(2):145-159.
CHEN Zhengping, LI Wenzhong, CHEN Feixiong, et al. Summary of research on improving the flexibility of new power systems with distributed resources[J]. Electric Power Engineering Technology, 2025, 44(2): 145-159.

- [6] MAKOLO P, ZAMORA R, LIE T T. The role of inertia for grid flexibility under high penetration of variable renewables—A review of challenges and solutions [J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2021, 147: 111223.
- [7] 胡泽春, 罗浩成. 大规模可再生能源接入背景下自动发电控制研究现状与展望[J]. *电力系统自动化*, 2018, 42(8): 2-15.
HU Zechun, LUO Haocheng. Research status and prospect of automatic generation control with integration of large-scale renewable energy[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2018, 42(8): 2-15.
- [8] 滕贤亮, 谈超, 昌力, 等. 高比例新能源电力系统有功功率与频率控制研究综述及展望[J]. *电力系统自动化*, 2023, 47(15): 12-35.
TENG Xianliang, TAN Chao, CHANG Li, et al. Review and prospect of research on active power and frequency control in power system with high proportion of renewable energy[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2023, 47(15): 12-35.
- [9] LU P, LAN H, LIU S, et al. Two-stage distributionally robust optimization dispatch for power systems with uncertain small-sample wind and photovoltaic data [J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2026, 17(1): 429-441.
- [10] 王昕, 黄柯, 郑益慧, 等. 基于PNN/PCA/SS-SVR的光伏发电功率短期预测方法[J]. *电力系统自动化*, 2016, 40(17): 156-162.
WANG Xin, HUANG Ke, ZHENG Yihui, et al. Short-term forecasting method of photovoltaic output power based on PNN/PCA/SS-SVR[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2016, 40(17): 156-162.
- [11] 吕文琪, 刘子文, 董晓霄, 等. 考虑灵活性资源可调容量和响应速度的集群划分方法[J]. *电力工程技术*, 2024, 43(5): 37-47.
LYU Wenqi, LIU Ziwen, DONG Xiaoxiao, et al. A cluster partitioning method considering adjustable capacity and response speed of flexible resources[J]. *Electric Power Engineering Technology*, 2024, 43(5): 37-47.
- [12] SIMEUNOVIC J, SCHUBNEL B, ALET P J, et al. Spatio-temporal graph neural networks for multi-site PV power forecasting[J]. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 2022, 13(2): 1210-1220.
- [13] 周宇, 曹英楠, 王永超. 面向大数据的数据处理与分析算法综述[J]. *南京航空航天大学学报*, 2021, 53(5): 664-676.
ZHOU Yu, CAO Yingnan, WANG Yongchao. Overview of data processing and analysis algorithms for big data[J]. *Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics*, 2021, 53(5): 664-676.
- [14] 孙栓柱, 陈广, 高阳, 等. 基于相似度的半监督学习工业数据分类算法[J]. *南京航空航天大学学报*, 2021, 53(5): 677-683.
SUN Shuanzhu, CHEN Guang, GAO Yang, et al. Semi-supervised learning industrial data classification algorithm based on similarity[J]. *Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics*, 2021, 53(5): 677-683.
- [15] KOIVISTO M, HEINE P, MELLIN I, et al. Clustering of connection points and load modeling in distribution systems[J]. *IEEE Transaction on Power Systems*, 2013, 28(2): 1255-1265.
- [16] 杨帆, 王红斌, 方健, 等. 基于K-means聚类 and 随机森林的电缆风险评估及修复决策[J]. *南京航空航天大学学报*, 2024, 56(5): 892-899.
YANG Fan, WANG Hongbin, FANG Jian, et al. Cable risk assessment and repair decision based on K-means clustering and random forest[J]. *Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics*, 2024, 56(5): 892-899.
- [17] WU W, PENG M. A data mining approach combining k -means clustering with bagging neural network for short-term wind power forecasting[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2017, 4(4): 979-986.
- [18] WANG S Y, WU W C. Aggregate flexibility of virtual power plants with temporal coupling constraints[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2021, 12(6): 5043-5051.
- [19] 王思远, 吴文传. 灵活性资源聚合参考模型与量化指标体系[J]. *电力系统自动化*, 2024, 48(3): 1-9.
WANG Siyuan, WU Wenchuan. Aggregation reference model and quantitative metric system of flexible energy resources[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2024, 48(3): 1-9.
- [20] 焦治杰, 王小君, 刘盟, 等. 考虑分布式新能源出力不确定性的虚拟电厂概率可行域构建方法[J]. *电力系统自动化*, 2024, 48(18): 129-138.
JIAO Zhijie, WANG Xiaojun, LIU Zhao, et al. Construction method for probability-based feasible region of virtual power plant considering uncertainty of distributed renewable energy output[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2024, 48(18): 129-138.
- [21] 张天策, 李庚银, 王剑晓, 等. 基于可行域投影理论的新能源电力系统协同运行方法[J]. *电工技术学报*, 2024, 39(9): 2784-2796.
ZHANG Tiance, LI Gengyin, WANG Jianxiao, et al. Coordinated operation method of renewable energy power systems based on feasible region projection theory[J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2024, 39(9): 2784-2796.
- [22] 栗峰, 丁杰, 周才期, 等. 新型电力系统下分布式光

- 伏规模化并网运行关键技术探讨[J]. 电网技术, 2024, 48(1): 184-199.
- LI Feng, DING Jie, ZHOU Caiqi, et al. Key technologies of large-scale grid-connected operation of distributed photovoltaic under new-type power system[J]. Power System Technology, 2024, 48(1): 184-199.
- [23] 徐晓春, 李佑伟, 李彦伦, 等. 基于盲信号分离原理的台区光伏实时出力感知算法[J]. 电力电容器与无功补偿, 2024, 45(4): 133-140.
- XU Xiaochun, LI Youwei, LI Yanlun, et al. Real-time power sensing algorithm of station photovoltaic based on blind signal separation principle[J]. Power Capacitor & Reactive Power Compensation, 2024, 45(4): 133-140.
- [24] XIA S, DING Z, DU T, et al. Multi-time scale coordinated scheduling for the combined system of wind power, photovoltaic, thermal generator, hydro pumped storage, and batteries[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2020, 56(3): 2227-2237.
- [25] WANG Z N, FANG G H, WEN X, et al. Coordinated operation of conventional hydropower plants as hybrid pumped storage hydropower with wind and photovoltaic plants[J]. Energy Conversion and Management, 2023, 277: 116654.
- [26] ZAHMOUN S, OUAMMI A, SACILE R, et al. Optimal operation scheduling of a combined wind-hydro system for peak load shaving[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2024, 21(4): 7117-7130.
- [27] GUO Y, ZHANG Q, WANG Z. Cooperative peak shaving and voltage regulation in unbalanced distribution feeders[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2021, 36(6): 5235-5244.
- [28] 窦晓波, 常莉敏, 倪春花, 等. 面向分布式光伏虚拟集群的有源配电网多级调控[J]. 电力系统自动化, 2018, 42(3): 21-31.
- DOU Xiaobo, CHANG Limin, NI Chunhua, et al. Multi-level dispatching and control of active distribution network for virtual cluster of distributed photovoltaic[J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(3): 21-31.
- [29] 吴文传, 张伯明, 孙宏斌, 等. 主动配电网能量管理与分布式资源集群控制[J]. 电力系统自动化, 2020, 44(9): 111-118.
- WU Wenchuan, ZHANG Boming, SUN Hongbin, et al. Energy management and distributed energy resources cluster control for active distribution networks [J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(9): 111-118.
- [30] 张强, 李娜, 蔺晨晖, 等. 基于“分级-协同”思想的分布式光伏柔性参与电网调峰技术研究及应用[J]. 山东电力技术, 2025, 52(1): 46-53.
- ZHANG Qiang, LI Na, LIN Chenhui, et al. Research and application of distributed photovoltaic flexible participation in power grid peak shaving technology based on the concept of grading and collaboration[J]. Shandong Electric Power, 2025, 52(1): 46-53.
- [31] 孙嘉宝, 康杰, 董自瑞, 等. 改进DBSCAN的自动工作模态分析方法[J]. 南京航空航天大学学报, 2024, 56(4): 677-686.
- SUN Jiabao, KANG Jie, DONG Zirui, et al. Improved DBSCAN for automated operational modal analysis method[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2024, 56(4): 677-686.
- [32] 赵源上, 林伟芳. 基于皮尔逊相关系数融合密度峰值和熵权法典型场景研究[J]. 中国电力, 2023, 56(5): 193-202.
- ZHAO Yuanshang, LIN Weifang. Research on typical scenarios based on fusion density peak value and entropy weight method of Pearson's correlation coefficient [J]. Electric Power, 2023, 56(5): 193-202.
- [33] CHEN T, GUESTRIN C. XGBoost: A scalable tree boosting system[C]//Proceedings of the International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. [S.l.]: ACM, 2016: 785-794.
- [34] TAN Z, ZHONG H, WANG X, et al. An efficient method for estimating capability curve of virtual power plant[J]. CSEE Journal of Power and Energy Systems, 2020, 8(3): 780-788.
- [35] 许泽凯, 和敬涵, 刘翌, 等. 基于耦合约束解耦的虚拟电厂动态可行域求解方法[J]. 中国电机工程学报, 2024, 44(9): 3440-3451.
- XU Zekai, HE Jinghan, LIU Zhao, et al. Solution method of virtual power plant dynamic feasible region based on decoupling of coupling constraints[J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(9): 3440-3451.
- [36] 于雨彤, 王灿, 李勇, 等. 高比例光伏接入的配电网多层次反向重过载风险评估[J]. 高电压技术, 2024, 50(10): 4540-4549.
- YU Yutong, WANG Can, LI Yong, et al. Multi-level reverse heavy overload risk assessment for distribution system with high percentage of photovoltaic access [J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(10): 4540-4549.