第 49 卷 第 1 期：159-169 高电压技术 Vol.49, No.1: 159-169
2023 年 1 月 31 日 High Voltage Engineering January 31, 2023
DOI: 10.13336/j.1003-6520.hve.20211769

考虑云层遮挡的光伏发电功率超短期预测技术

白捷予[1,2]，董　存[1,3]，王　铮[2]，蒋建东[1]，王　勃[2]，刘冠华[1]
（1. 郑州大学电气工程学院，郑州 450001；2. 中国电力科学研究院有限公司，北京 100192；
3. 国家电力调度控制中心，北京 100031）

摘　要：云层对光伏电站的遮挡会导致光伏发电功率的随机波动，进而给电网稳定运行带来挑战，特别是在新能源渗透率不断提升的战略背景下，电网安全性和稳定性所面临的挑战更为严峻。为解决云遮挡下光伏功率快速波动预测精度低的难题，基于卫星云图提出一种考虑云遮挡的光伏功率超短期预测法。首先，根据场站位置信息提取目标区域具有潜在影响的云团，并通过云轨迹跟踪算法确定其移动矢量，实现超短期尺度下移动轨迹预测；然后，结合太阳–云–光伏电站的位置关系建立云遮挡评估模型，准确判断目标时刻下不同层高云团对光伏电站的遮挡情况，进而完成量化评估；最后，通过光电转换模型实现光伏发电功率超短期预测。结果显示，所提模型能准确预估未来云移动轨迹及云遮挡下的功率衰减系数，展示出较好的预测性能，具有一定的推广价值。
关键词：卫星云图；云团运动；坐标转换；云遮模型；超短期预测

Ultra-short-term Prediction of Photovoltaic Power Generation Considering Cloud Cover

BAI Jieyu[1,2], DONG Cun[1,3], WANG Zheng[2], JIANG Jiandong[1], WANG Bo[2], LIU Guanhua[1]
(1. College of Electrical Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China;
2. China Electric Power Research Institute, Beijing 100192, China;
3. National Electric Power Dispatching and Control Center, Beijing 100031, China)

Abstract: The shielding of photovoltaic power stations by clouds will lead to random fluctuations of photovoltaic power generation, bringing challenges to the stable operation of power grid. Especially, under the strategic background of increasing new energy permeability, the security and stability of power grid are facing more serious challenges. In order to solve the problem of low prediction accuracy of photovoltaic power rapid fluctuation under cloud occlusion, this paper proposes a super-short-term prediction method of photovoltaic power considering cloud occlusion based on satellite cloud image. Firstly, target clouds with potential impacts were extracted according to the location of the station, and the cloud trajectory tracking algorithm was used to predict the movement trajectory at the ultra-short-term scale. Then, the cloud shielding evaluation model was established based on the location relationship of sun-cloud-photovoltaic power station, and the shielding situation of photovoltaic power station by different layer clouds was quantitatively evaluated by accurately judging the target time. Finally, ultra-short-term power prediction was realized by photoelectric conversion model. The results show that the proposed model can be adoped to accurately predict the future cloud trajectory and power attenuation coefficient under cloud occlusion, showing good prediction performance and having certain popularization value.
Key words: satellite image; cloud movement; coordinate conversion; cloud cover model; ultra-short-term prediction

0　引言

截止 2021 年 6 月底，我国的光伏装机容量达 2.68 亿 kW。在“碳达峰”、“碳中和”的战略背景下，光伏行业迎来更大的发展机遇，光伏装机容量的规模也将持续增加[1]。光伏发电以太阳能为驱动力，属间歇性能源，短时内光伏输出功率会发生快速波动。这将引起电网电压的波动和闪变、大规模的供用电不平衡，严重时还可能引起大面积的停电或系统瘫痪[2]。在建设新型电力系统中，这些问题将更加凸显。目前最好的解决办法是开展光伏功率超短期预测，这能更合理地安排备用容量，有效地降低光伏出力不确定性给电网带来的影响，从而助力电网实现高质量的稳定供电。

环境的变化会影响光伏电站输出功率的大小，其中随机移动的云团对光伏电站的遮挡是导致光伏

基金资助项目：国家电网公司科技项目 (SGSHDK00KJJS1900548)。
Project supported by Science and Technology Project of SGCC (SGSHDK00KJJS1900548).

出力剧烈变化的主要原因[3]。目前，国内外对光伏发电功率超短期预测的技术手段主要有 3 种。第 1 种是基于历史数据挖掘的技术路线[4-6]，常用方法有持续预测法[7]、自回归滑动平均[8]以及神经网络[9]等。文献[10]基于历史数据的混独特性，采用小波分解法对辐照度数据进行序列分解和序列特征学习，然后结合长短期记忆神经网络分序列构建预测模型。相比于传统的时间序列，该模型有较好的预测性能，但因未考虑温度、云量等气象因素的影响，该模型仅实现了趋势预测，且难以适用于复杂突变型天气。

第 2 种是与数值天气预报(numerical weather prediction，NWP)相结合的传统技术路线[11-12]。该技术路线将 NWP 中温度、相对湿度等特征变量与功率数据相结合，采用物理学模型或统计学模型挖掘出各气象要素与功率间的映射关系，从而建立功率预测模型[13]。此类模型的预测精度、泛化能力易受算法鲁棒性和 NWP 数据准确度的影响。对于多云及突发性的过程性天气，云团的位置、大小以及厚薄等在短时小范围内易发生显著变化。而目前的 NWP 难以对其精准捕捉[14]，因此该技术路线下的预测结果还有较大提升空间。

第 3 种是与云观测信息相结合的技术路线。该技术路线可细分为 2 种，一是以全天空成像仪(total sky imager，TSI)数据为基础的功率预测法[15-17]。该类方法的局限性主要是 TSI 的视角范围有限，当高空云团的移动速度较快时，无法监测数小时以后的云层信息，不足以支撑小时级的超短期预测[18]。虽然可利用 TSI 监测网络克服该问题，但会面临工程应用造价高、维护难度大的问题。二是基于卫星云观测数据的预测法[19-20]。静止卫星能大范围实时监测云团移动，而且获取的云观测数据能同时应用于多个场站的功率预测，现已逐步成为研究热点[21-23]。文献[24]先从历史卫星云图上获取可见光的反照率和云图亮度值，然后与历史辐照度相结合建立辐照度评估模型，最后通过挖掘辐照度与功率间的非线性关系实现功率预测。该方法是对当前或历史时刻的云图进行研究分析，并没有考虑到当前时刻的云团在未来对电站的影响。文献[25]提出了一种考虑云遮系数的功率预测法。该方法考虑了云对光伏电站的遮挡，但并未针对性地研究云团对光伏电站产生遮挡的具体情况，也忽略了同一时刻不同高度的云团对光伏电站的影响。

本文针对当前对云观测信息挖掘不足和光伏功率超短期预测精度低的问题，依托高时空分辨率卫星云观测数据，通过对目标区域内云团的识别、移动轨迹的跟踪和预测，研究并构建了不同高度云团对光伏电站遮挡的评估模型，量化分析了云层及大气对辐照强度的吸收和折射作用，准确获得了由云团移动引起的功率衰减系数。基于上述成果实现了对光伏电站发电功率的超短期预测，提高了功率预测的精度水平。

1 模型框架概述

本文依托高时空分辨率卫星云图数据，提出了一种考虑云团运动对光伏电站产生遮挡的超短期功率预测方法，整体技术方案如图 1 所示。

本文采用 Himawari-8 号卫星的云成像数据作为本研究的主要输入数据，其时间分辨率为 10 min，空间分辨率达到 1 km。所在的研究团队已安装 Himawari-8 卫星信号接收器，可实时接收卫星的数据信息，信号接收的实时性和稳定性完全满足工程应用。卫星云观测数据也可以从 Himawari-8 卫星官网中免费获取。

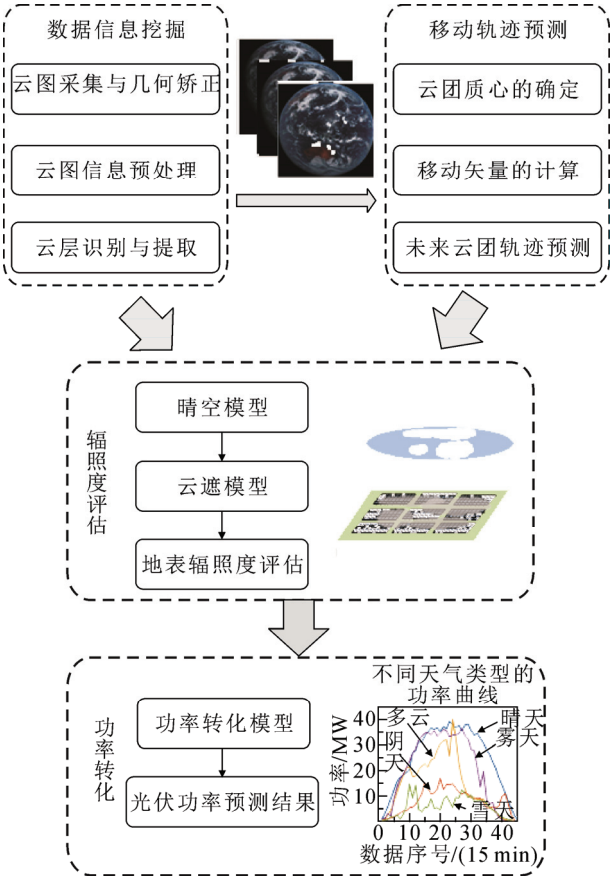


图 1 整体技术方案

Fig.1 Overall technical solution

由于太阳高度角的变化，可见光卫星云图在太阳初升时的亮度整体较暗，文中采用标准化处理法消除云图的日内差异。基于处理后的云图数据构建了云层移动轨迹预测模型。该模型通过移动矢量算法确定云团的位移矢量，然后预测得到目标区域内未来云团的移动轨迹。引入太阳位置模型后，可依据太阳、云团和光伏电站 3 者间的空间关系建立云遮模型，研究不同高度的云团在地面上形成的阴影是否对目标电站产生遮挡，量化分析云团遮挡条件下辐照强度的衰减系数。最后结合晴空辐照度构建功率转化模型，实现云团快速移动条件下光伏电站输出功率的超短期预测。

2　云观测数据信息挖掘方法研究

2.1　云图的采集与几何矫正

气象卫星(meteorological satellite，MS)是进行云观测的重要手段，可实时监测高度在几百米以上的目标云团。Himawari-8 号卫星采用全球规范进行标称投影，每个像素点均有各自的经纬度，其中，四角的宇宙区域坐标取为空值。

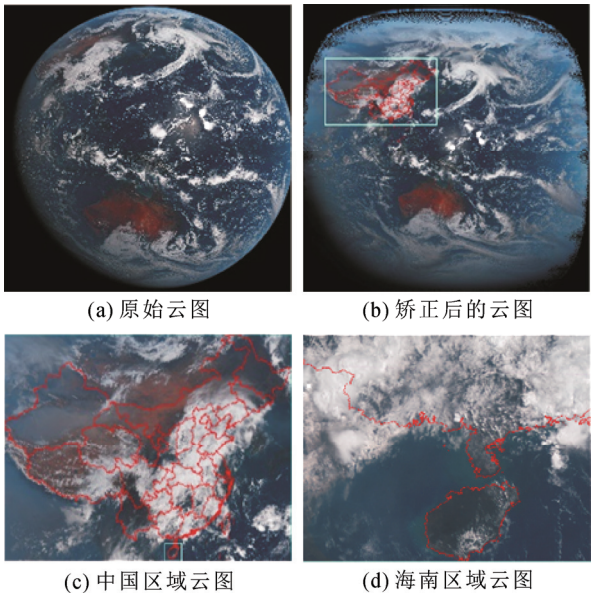
葵花 8 号卫星星下点位于东经 140.7°的赤道上空，拍摄得到的卫星云图会发生半径失真，需要对云图进行几何矫正。首先采用附录 A 的方法计算每个像素点的经纬度坐标，然后将坐标与原始卫星云图相关联，生成含有地理信息的云图片，最后在遥感卫星处理平台中对畸变的云图进行处理，完成图像的几何矫正。原始图像及矫正后的云图见图 2。

图 2(a)为收集到的原始卫星云图，(b)为根据经纬度坐标进行几何矫正后的卫星云图，(c)为(b)中矩形范围内中国行政区域的放大图。为了验证几何矫正结果的准确性，对海南区域进行了放大，如图 2(d)所示。从图 2(d)中可以看出矫正后的海南岛区域边界与海南岛的实际边界相符，验证了几何矫正的准确性。

2.2　云图信息预处理

云图信息预处理包括有效范围信息提取和图像日内差异的消除 2 个方面。

在有效范围信息提取方面，原始卫星云图的像素大小为 11 000×11 000×3，几何矫正并未改变卫星云图像素的大小。为避免计算资源的浪费，需依据经纬度坐标删减无关区域。超短期预测时间尺度为 4 h，在确定目标区域时需充分考虑云团在预测时间尺度内的移动范围。经文献调研，在确定目标区域

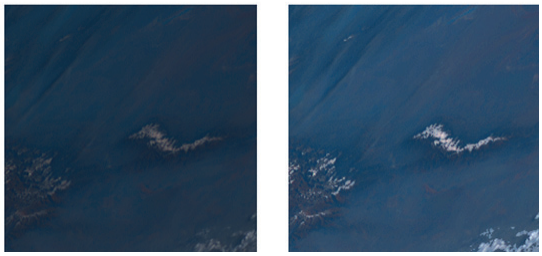


(a) 原始云图　(b) 矫正后的云图

(c) 中国区域云图　(d) 海南区域云图

图 2　原始图像及矫正后的云图

Fig.2　Original image and corrected cloud image



(a) 原始云图　(b) 标准化云图

图 3　标准化前后对比图

Fig.3　Comparison before and after standardized treatment

时按云层移动速度的最大限度 30 m/s 考虑[26]，可得到云图信息的合理范围，为目标电站各方向 432 km 区域。

可见光卫星云图主要是利用云对太阳光的反射原理制成的。较厚的云层对太阳光线的反射能力强，在云图上呈现出亮白色，较薄的云层则呈现出暗灰色。但由于太阳高度角的影响，在太阳初升时段，即使较厚云团在云图中的亮度值也较小，进而影响对云像素点的识别。因此，在消除图像日内差异方面，本文采用文献[27]中太阳高度角正弦值与像素相比的方法消除太阳高度角对像素大小的影响，其标准化处理后的图像如图 3 所示，可以看出日出时较厚云层的亮度获得了增强。

2.3　云层识别与提取

云团识别是云团移动轨迹预测的基础，为识别云团，需要对云图进行灰度化处理和阈值分割。

第 1 步为彩色云图灰度化。彩色图像包含红、绿、蓝 3 通道的观测信息，数据量大，在云像素点计算中运算时间可能会超过超短期预测的时间分辨率。由于灰度云图所包含的数据信息已足够实现对目标云团的识别，因此为提高数据处理速度，需将彩色云图转化为灰度图像。对标准化处理后的卫星云图采用加权平均的方法进行灰度转化。

$$\boldsymbol{W}_{\mathrm{RBR}}=0.2989\boldsymbol{W}_{\mathrm{pr}}+0.587\boldsymbol{W}_{\mathrm{pg}}+0.114\boldsymbol{W}_{\mathrm{pb}} \tag{1}$$

式中：$\boldsymbol{W}_{\mathrm{RBR}}$ 为灰度图像矩阵；$\boldsymbol{W}_{\mathrm{pr}}$、$\boldsymbol{W}_{\mathrm{pg}}$、$\boldsymbol{W}_{\mathrm{pb}}$ 分别为彩色云图中红、绿、蓝 3 通道的幅值。

第 2 步为阈值分割。云团对不同波长的太阳光散射程度大致相当，反映在图像上就是一白色云点，而其他物质对太阳光散射程度不同，反映在图像上的值与云点像素有较大差别，该特征可用于识别目标区域中的云团。以灰度图为基础，通过设定的阈值区分目标云团和地面。灰度图中的像素强度若大于设定的阈值，则认为该点为云像素点；反之，则为其他像素点。由于云的厚薄对太阳光的反射率不同，因此阈值越大识别出的云像素点数量越少。

图 4 为针对不同天气云图，通过设定不同阈值进行云像素点识别结果的对比分析。从上到下依次是晴空云图、晴转多云天气下的云图、多云天气下的云图，图像从左到右依次是原始图像、阈值为 80、100 与 120 时识别的云图。图中白色部分表示云像素点，黑色部分表示地面。分析图 4 可知，晴空天气中阈值为 120、晴转多云天气中阈值为 100 及多云天气中阈值为 80 的云团的识别效果更好。因此，在本文的研究过程中将晴天、晴转多云及多云天的阈值分别设定为 120、100 与 80。

3 云层移动轨迹预测方法

云层移动轨迹预测的关键是确定云团的位置和移动矢量。云团的移动矢量可反映目标云团从当前时刻位置到参考帧对应点的运动方向和速度，本文先采用移动矢量算法获得目标区域中云团的位移矢量，然后采用 NWP 风速预测方法进行云团移动轨迹的预测。NWP 风速预测法是基于 NWP 中修正后的风速、风向预测未来一段时间云团的移动矢量，进而实现目标云团在超短期尺度下的移动轨迹预测。

3.1 云团质心的确定

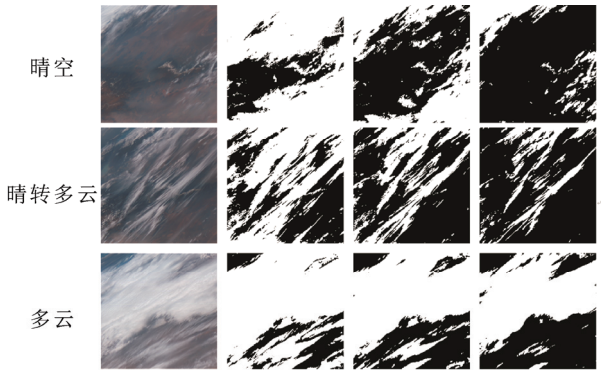
一幅数字图像可被看作 2 维空间上的一个离散函数，可对其进行 2 维卷积操作。从目标时刻云图中获取目标云团的像素矩阵，并将其作为卷积核(convolution kernel，CK)。为消除非云像素的干扰，将 CK 中非云点的像素设置为 0，云点像素直接采用其灰度值，所获得的 CK 如图 5 所示。

将卷积核在目标检索向量的行和列 2 个维度上同时进行滑动。滑动过程中，将 CK 与因滑动被 CK 覆盖的区域向量进行逐个相乘再求和，在卷积核遍历所有目标检索区域后，可得到一个与目标检索向量大小相同的目标矩阵 $\boldsymbol{K}_{i,j}$，即

$$\boldsymbol{K}_{i,j}=\sum_{i=1}^{N_{\mathrm{w}}}\sum_{j=1}^{N_{\mathrm{w}}}\left(\boldsymbol{F}_{i,j}\boldsymbol{U}_{i,j}\right) \tag{2}$$

式中：$\boldsymbol{F}_{i,j}$ 表示目标检索矩阵；$\boldsymbol{U}_{i,j}$ 表示卷积核矩阵；i 和 j 分别表示云图的行号和列号；N_{w} 表示卷积核矩阵的维度。卷积值的大小表示 CK 与被检索对象的相似度，卷积值越大，相似度就越高。目标矩阵 $\boldsymbol{K}_{i,j}$ 中最大元素所处位置即为该目标云团在目标时刻所处的位置坐标。

由于 CK 较小，在用 CK 检索整个目标云图时可能会出现多处与卷积核相似的云像素群，这表明卷积结果中还包含了非目标云团的检索结果。为了消除无关云团的影响，同时减小计算量，考虑云团



(a) 原始云图 (b) 阈值为80 (c) 阈值为100 (d) 阈值为120

图 4 云团识别

Fig.4 Cloud cluster recognition

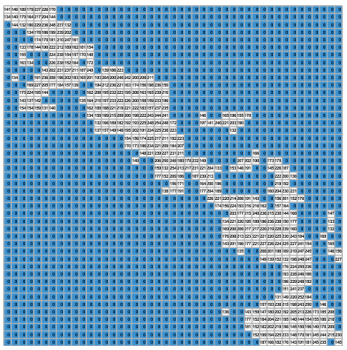


图 5 卷积核示意图

Fig.5 Schematic diagram of convolution kernel

的最大移动速度，10 min 内云团的最大移动距离小于 30 个像素点，因此将检索区域缩小至目标云团周围的 30 个像素范围内。在目标检索区域内寻找最大的卷积值，该卷积值所处的位置即为目标云团的质心。

3.2　移动矢量的计算

移动矢量的计算在连续 2 张云图之间，按照时间先后顺序将当前时刻的灰度云图记为 $\boldsymbol{W}_{\mathrm{RBR},t}$，上一时刻的灰度云图记为 $\boldsymbol{W}_{\mathrm{RBR},t-1}$。每张云图中都含有多个目标云团，为更准确地计算不同目标云团的移动矢量，将每张云图分为 16 个扇区。从 $\boldsymbol{W}_{\mathrm{RBR},t}$ 的目标扇区中获取目标云团的像素矩阵，并将其作为卷积核，分别与 2 时刻优化后的目标检索向量进行 2 维卷积计算。以目标检索向量左上角为坐标原点，分别提取当前时刻和上一时刻卷积结果中最大卷积值的位置坐标，这 2 个位置坐标即为 2 时刻目标云团的质心坐标。由于当前时刻和上一时刻的目标云团均属同一坐标系，其 2 者质心坐标相减即为目标云团在时间间隔 Δt 内的位移矢量 $\boldsymbol{m}\left(\Delta x_t,\Delta y_t\right)$，即

$$\begin{cases}\Delta x_t = x_t - x_{t-1}\\ \Delta y_t = y_t - y_{t-1}\end{cases} \tag{3}$$

式中：$\boldsymbol{m}$ 为云团的位移矢量，单位为像素点；x_t、y_t 分别为当前时刻目标云团质心的横、纵坐标，x_{t-1}、y_{t-1} 分别为上一时刻目标云团质心的横、纵坐标。

重复上述步骤，可获得所有扇区内目标云团在 Δt 时间间隔内的位移矢量。为缩小不同扇区目标云团移动矢量的计算误差，需对其进行矢量连续性检验。经反复测试，若某扇区内目标云团的移动矢量偏移周围目标云团平均位移矢量 5 个像素，则该扇区内云团的移动矢量用平均位移矢量代替。如此反复，即可获得超短期预测时间尺度内目标云团的所有位移矢量。

3.3　云移动轨迹

云团的生消移动通常与大气压强、空气湿度、风速等气象因素密切相关，而且其变化复杂。根据 3.2 节可连续获得多个时刻目标云团的位移矢量，则每个 Δt 时间内云团移动的速度和方向可由式(4)计算得到。

$$\begin{cases}V_{\mathrm{cloud},t} = \dfrac{\sqrt{\Delta x_t^2 + \Delta y_t^2}}{\Delta t}\\ \partial_{\mathrm{cloud},t} = \sin^{-1}\left(\dfrac{\Delta x_t}{\Delta y_t}\right)\end{cases} \tag{4}$$

式中：$V_{\mathrm{cloud},t}$ 为上一时刻到当前时刻目标云团的移动速度；$\partial_{\mathrm{cloud},t}$ 为上一时刻到当前时刻目标云团移动的方向。

风对天空中目标云团的移动有显著的影响。因而，可利用数值天气预报中修正后的风速、风向预测出未来一段时间内云的移动轨迹。下一时刻目标云团的移动速度和方向可由修正后的风速、风向预测得到，即

$$\begin{cases}V_{\mathrm{cloud},t+1} = aV_{\mathrm{wind},t+1}\\ \partial_{\mathrm{cloud},t+1} = b\partial_{\mathrm{wind},t+1}\end{cases} \tag{5}$$

式中：$V_{\mathrm{cloud},t+1}$、$\partial_{\mathrm{cloud},t+1}$ 分别为下一时刻目标云团风速、风向的预测值；$V_{\mathrm{wind},t+1}$、$\partial_{\mathrm{wind},t+1}$ 分别 NWP 中的风速、风向的预测值；a、b 分别为 NWP 中风速、风向的修正系数，可由式(6)计算得到。

$$\begin{cases}a = \dfrac{1}{n}\displaystyle\sum_{i=1}^{n}\dfrac{V_{\mathrm{wind},t-i}}{V_{\mathrm{cloud},t-i}}\\ b = \dfrac{1}{n}\displaystyle\sum_{i=1}^{n}\dfrac{\partial_{\mathrm{wind},t-i}}{\partial_{\mathrm{cloud},t-i}}\end{cases} \tag{6}$$

式中，n 为云图划分扇区的个数。

根据下一时刻云团的移动速度和方向可得到下一时刻云像素点的位置坐标 $\left(x_{t+1},y_{t+1}\right)$，即

$$\begin{cases}x_{t+1} = x_t + V_{\mathrm{cloud},t+1}\cos\left(\partial_{\mathrm{cloud},t+1}\right)\Delta t\\ y_{t+1} = y_t + V_{\mathrm{cloud},t+1}\sin\left(\partial_{\mathrm{cloud},t+1}\right)\Delta t\end{cases} \tag{7}$$

重复上述步骤，可将当前时刻被判定为云点的像素全部移动完成。当前时刻被判定为非云点的像素，在下一时刻同等位置若没有被云像素点填充，则此位置直接被原像素值填充。当前时刻被判定为云点的像素，在下一时刻的同等位置若没有被云像素点填充，则该位置用四周像素点线性插值的结果填充。

在实际应用过程中由于各目标云团位移的程度不同，可能会出现个别像素点灰度跳跃、不连续的现象。对于灰度值突变的像素点，利用其周围的 8 个像素点的像素平均值代替该点的像素值，从而实现云团轨迹的跟踪预测。

4　考虑云遮的辐照度评估及功率转化

4.1　辐照强度的评估

引起目标电站内地表辐照强度发生波动的并不是天空中所有云团，而是能对光伏电站形成遮挡的云团。基于 NWP 数据预测法与基于卫星云图预测法都是针对整片区域的特征向量进行研究，此类方法虽能预测出目标电站所在区域的辐照强度，但误差较大。上述方法无法准确判断目标时刻是否有云团对光伏电站形成遮挡，更无法准确预测出由于

云团遮挡而引起辐照强度产生衰减的系数。因此，建立云遮模型来评估云团对光伏电站的遮挡状况。

4.1.1 晴空模型

大气层外的辐照强度只与太阳的高度角、方位角有关，通过天文学公式可精确地计算出地球表面任意位置的太阳辐射强度。在晴空无云的条件下，大气组成较为简单，地表太阳辐照强度变化趋势几乎与地外辐照度重合。晴空模型(clear sky model，SKM)是用来计算无云状态下地表辐照强度最大值的模型。按照晴空模型，无云条件下的地表辐照强度为

$$I_{\text{clear}} = Q^{R_{\text{l}}} I_{\text{Ge}} \tag{8}$$

式中：Q 为大气质量参数；R_{l} 为大气质量；I_{Ge} 为地外辐照强度，单位为 W/m²，其计算式为

$$I_{\text{Ge}} = 1368\left(1 + 0.33\cos\left(2\pi \cdot \frac{N_{\text{d}} - 1}{365}\right)\sin\alpha_{\text{s}}\right) \tag{9}$$

式中：N_{d} 为积日数，取值范围为(1, 365)；α_{s} 为太阳高度角。

4.1.2 云遮模型

太阳和云团的相对位置关系与云层是否遮挡光伏电站密切相关。由于太阳高度角的变化，同一高度的云团在不同时刻对光伏电站产生的遮挡范围不同，高度角越大，产生遮挡的范围越小。而同一时刻高度越高的云团，在地面上形成阴影的范围越大，对光伏电站产生的遮挡范围也就越大。根据太阳–云团–光伏电站间的位置关系，可预知云层对光伏电站是否形成遮挡及遮挡范围。云遮模型示意图如图 6 所示。

在无法得知某时刻是否有云团会对光伏电站形成遮挡时，可采用反证法确定。

1）假设太阳与光伏电站的连线上有一高度为 H 的云团 A 对光伏电站形成遮挡。记光伏电站在目标云图中的位置坐标为 $Z(x_{\text{z}}, y_{\text{z}})$，则线段 $C'Z$ 的长度为

$$D = H\cot\alpha_{\text{s}} \tag{10}$$

2）确定可能对光伏电站形成遮挡的云像素点坐标位置。设云团 A 与太阳光线 OZ 的交点 C，点 C 在目标云图中的垂直投影为点 C'，其位置坐标为 $(x_{C'}, y_{C'})$，计算式为：

$$x_{C'} = D\cos\varphi - x_{\text{z}} \tag{11}$$

$$y_{C'} = D\sin\varphi \pm y_{\text{z}} \tag{12}$$

式中，φ 为太阳方位角。根据天文学公式可以计算得到太阳高度角 α_{s} 的正弦值及方位角 φ 的余弦值：

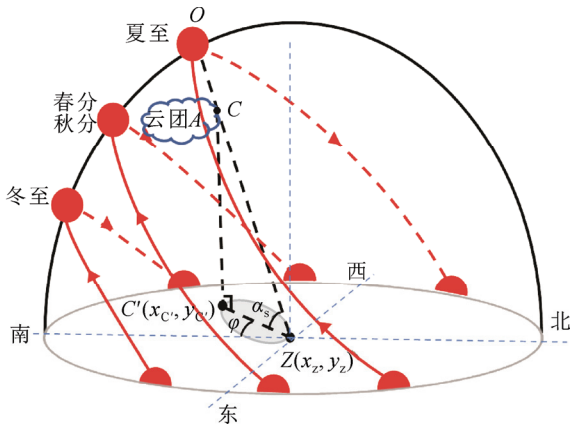


图 6 云遮模型示意图

Fig.6 Schematic diagram of cloud cover model

$$\sin\alpha_{\text{s}} = \cos\left(\sin\phi\sin\delta + \cos\phi\cos\delta\cos\omega\right) \tag{13}$$

$$\cos\varphi = \frac{\sin\alpha_{\text{s}}\sin\phi - \sin\delta}{\cos\phi\cos\alpha_{\text{s}}} \tag{14}$$

式中：ϕ 为光伏电站的纬度；δ 为太阳赤纬角；ω 为太阳时角，均为弧度制。太阳时角和太阳赤纬角的计算式分别为：

$$\delta = \frac{23.45}{180}\cdot\sin\left(2\pi\cdot\frac{284 + N_{\text{d}}}{365}\right) \tag{15}$$

$$\omega = \left(15T + \frac{E + 4(120 - \theta)}{4} - 180\right)\cdot\frac{\pi}{180} \tag{16}$$

式中：T 为目标时刻的北京时间；θ 为光伏电站的经度；E 为时间修正系数。

3）确定是否真有云团 A 对光伏电站形成遮挡及具体遮挡范围。C' 点处若不是云像素点，则认为无遮挡；若是云像素点，则认为对光伏电站形成遮挡。在确定云团 A 对光伏电站形成遮挡的情况下，记 C' 点在该像素点中所占的面积比例为遮挡范围百分比，即

$$\eta_{\text{s},i} = \frac{S_i}{S_{\max}} \times 100\% \tag{17}$$

式中：$\eta_{\text{s},i}$ 表示高度为 H 的目标云团对光伏电站的遮挡百分比；S_i 为云像素点对光伏电站产生遮挡的面积；$S_{\max}$ 为最大遮挡面积。云像素点对光伏电站的遮挡面积可通过以下步骤计算得到：

(1) 将点 C' 横坐标的小数部分记为 N_x，将纵坐标的小数部分记为 N_y，均扩大 10 倍。

(2) C' 点在该像素点内所占面积 S_i 即为 N_x 与 N_y 的乘积。

不同高度的云团可能同时对光伏电站形成遮挡。本文考虑多个云高分别计算各自遮挡范围的百

分比，并对得到百分比进行权重叠加，可作为最终遮挡范围百分比。

对光伏电站的遮挡程度不仅与遮挡面积有关，还受云团厚薄的影响。云的厚度可由像素的灰度值体现，比较厚的云层反射能力强，像素的灰度值较大；云层较薄则显示暗灰色，云点的像素灰度值较小。越厚的云团对辐照强度的衰减效果越显著，式(18)能定量分析目标云团的厚度对辐照强度的衰减作用。

$$\eta_{g,i}=\frac{g_i}{g_{\max}}\times 100\% \tag{18}$$

式中：$\eta_{g,i}$表示遮挡云团对光伏电站周边辐照强度衰减的百分比；g_i表示对光伏电站产生遮挡云团的灰度值；$g_{\max}$为灰度值的最大值，一般取255。

4.2　功率转化

基于气象监测数据，将4.1.1节中晴空模型计算得到的地外辐照强度转换为光伏组件斜面辐照强度，将环境温度转换为板面温度。综合考虑光伏电站的位置、不同光伏组件的特性及安装方式等因素，建立光电转换的理论模型[28]，得到光伏电站输出功率的理论值，即

$$P_{\text{Theory}}=f\left(I_{\text{clear}}\right) \tag{19}$$

式中，P_{Theory}为在晴空无云的条件下转化得到的理论功率值，MW。

在实际的天气条件下，云层的复杂运动会对光伏电站形成遮挡。因此，在实际功率转化预测时需叠加4.1.2节云遮模型计算得到的衰减系数，并结合历史功率值进行预测结果优化，即

$$P_{\text{Fore}}=\lambda\left(\rho_{s,i}\sum_{i=1}\eta_{s,i}+\rho_{g,i}\sum_{i=1}\eta_{g,i}\right)P_{\text{Theory}}+\mu P_{\text{Real}} \tag{20}$$

式中：P_{Fore}为功率预测结果，MW；P_{Real}为上一时刻的功率值，MW；$\rho_{s,i}$和$\rho_{g,i}$为云遮模型计算结果的调整系数；λ和μ为功率预测的修正系数。

5　算例分析

5.1　数据来源

算例选择2018年1月—5月共151 d的实测功率、风速风向数据和卫星云图进行验证分析。其中功率来源于新疆某50 MW光伏电站的实际发电功率，NWP数据采集自国家气象局，采样间隔为15 min；卫星云图选择Himawari-8卫星10 min更新一次的Full Disk云图，卫星云图与实际功率的时间分辨率不同，为此本文采用线性插值的方法将卫星云图的时间分辨率插值成15 min。由于夜间光伏的输出功率为0，因此本文只关注09:00—18:00时间段内的数据。为了验证所提预测模型的正确性和预测结果的有效性，将前130 d的数据作为训练样本集，后21 d的数据作为测试样本集。本研究采用MATLAB软件建模，实现对光伏电站输出功率的预测。

5.2　算例验证

采用本文所提方法和传统预测法构建功率预测模型，选取测试样本集中不同天气类型的样本数据对光伏发电功率进行超前1 h的功率预测。图7是5月13日小雨天气下各模型的预测结果曲线图。云遮模型1考虑了单个云高，云遮模型2同时考虑了3种不同的云高，晴空预测模型为云遮模型的对比。持续预测模型和基于NWP的人工神经网络(artificial neural network，ANN)预测模型[29]均为不考虑云图信息的传统预测模型。

从图7的预测结果中可以看出，阴雨天的整体功率值偏小，最大的输出功率值不超过20 MW，而且波动范围较大。ANN预测模型在超前1 h的预测中，只能依据数值天气预报指标大致预测出功率的变化趋势，一旦数值天气预报数据有误，则预测的功率值将会出现更大的误差。而本文所提的云遮模型是根据未来云的移动状况来判断云对光伏电站的影响，获取数据的方式稳定。图7预测曲线的对比分析结果，也验证了云遮模型预测结果的优越性。

多云天气条件下，云团的运动对光伏电站的影响更加复杂。图8是5月15日多云天气条件下各模型的预测结果曲线图。从图8的预测结果中可以看出，在云团变化复杂的多云天气中，光伏电站的输

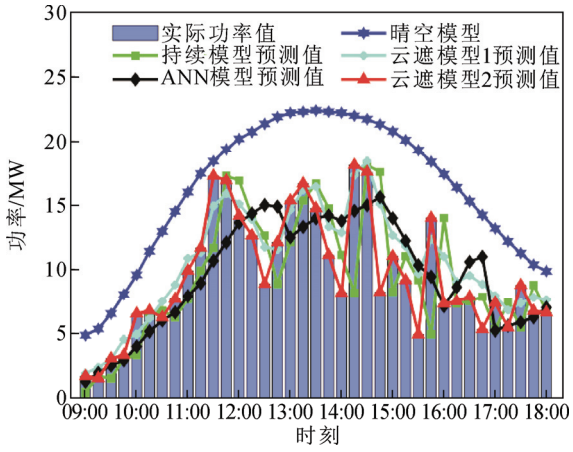


图7　小雨天气条件下各模型预测结果对比图

Fig.7　Comparison of prediction results of each model under light rain conditions

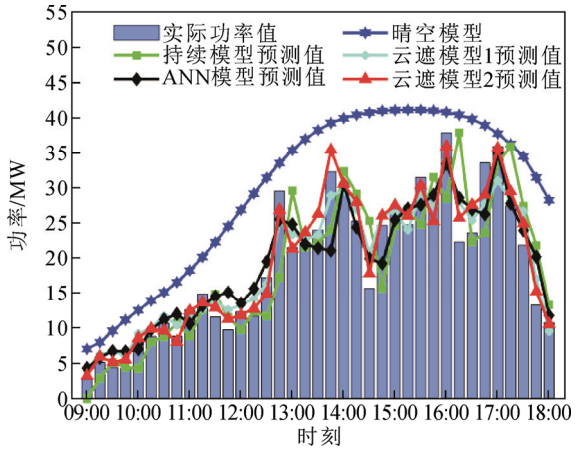


图 8 多云天气条件下各模型预测结果对比图

Fig.8 Comparison of prediction results of various models under cloud conditions

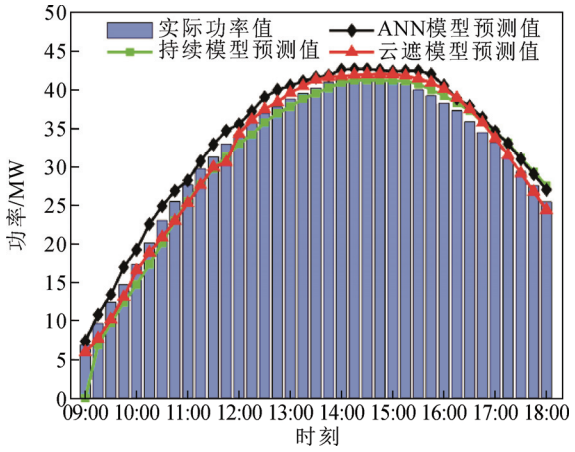


图 9 无云天气下不同模型预测结果对比图

Fig.9 Forecast results of different models in cloudless weather

出功率波动较大。在预测时间尺度内，云遮模型与持续预测模型、ANN 模型相比，能更好地监测到由于云团运动而导致功率发生的突变，也证明了在光伏发电功率预测时对云团轨迹跟踪预测的必要性。

云遮模型与晴空模型的预测结果相比，验证了对目标云团研究的正确性。云遮模型有效提升了功率的预测精度，但相较于考虑 1 种云高的云遮模型 1，考虑多个云高的云遮模型 2 的预测值与实际功率更贴近，更能反映出实际功率的波动情况。

图 9 是 5 月 21 日天空无云的晴天条件下各模型的预测结果图。从图 9 的预测结果中可以看出，光伏电站当前时刻的输出功率与上一时刻相比几乎没有波动。

3 种模型的预测曲线没有较大差别，持续预测模型和云遮模型都有较好的预测精度。在晴空无云的天气下，进行大规模的光伏集群预测时，既可用持续模型预测，也可用云遮模型预测。表 1 为不同天气下各模型的预测性能指标，各项数据指标更具体地表明了不同天气条件下，云遮模型的预测性能优于其他模型。

从表 1 中可以看出，云遮模型相比于其他模型有更好的预测精度，主要体现在多云和小雨天气中。阴雨天气下，云遮模型的归一化平均绝对误差相比于持续预测模型提高了 0.024，相比于传统的 ANN 预测模型提高了 0.022。多云天气下，云遮模型的归一化平均绝对误差提高了 0.026，而且考虑多个云高的云遮模型 2 的预测精度高于考虑单个云高的云遮模型 1。为了更好地展示预测结果，图 10 给出了 5 月 25 日到 5 月 31 日连续 7 d 的预测结果。

表 1 不同天气下各模型的预测性能指标

Table 1 Forecast performance index of each model under different weather

天气类型	预测模型	评价指标		
		归一化平均绝对误差	均方根误差	相关系数
雨天	持续模型	0.054	3.69	0.687
	ANN 模型	0.052	3.18	0.796
	云遮模型 1	0.035	2.31	0.958
	云遮模型 2	0.030	1.79	0.983
多云	持续模型	0.091	5.89	0.825
	ANN 模型	0.058	3.71	0.924
	云遮模型 1	0.040	2.69	0.966
	云遮模型 2	0.032	1.96	0.981
晴天	持续模型	0.031	1.97	0.973
	ANN 模型	0.029	1.68	0.981
	云遮模型 1	0.024	1.36	0.989

由于夜间无光伏出力，无需进行预测，因此图 10 仅给出了白天的出力和预测结果。通过对比连续多天的预测结果发现，云遮模型的预测结果要明显优于持续模型和 ANN 预测模型。本文所提预测模型只需根据具体场站经纬度坐标修改目标区域后，即可在全国范围内 90%的光伏场站应用，并且该预测模型已准备在生产中应用。

虽然云遮模型在不同类型的天气中有良好适用性，但在进行算例分析时发现，云遮模型的预测精度与预测时间尺度成反比。图 11 给出了不同模型在不同预测时间尺度下的性能指标。

从图 11 中可以看出，时间尺度越大，云遮模型预测结果的准确性就越小，也从侧面反映出云团轨迹的跟踪预测对提升功率预测精度的重要性。

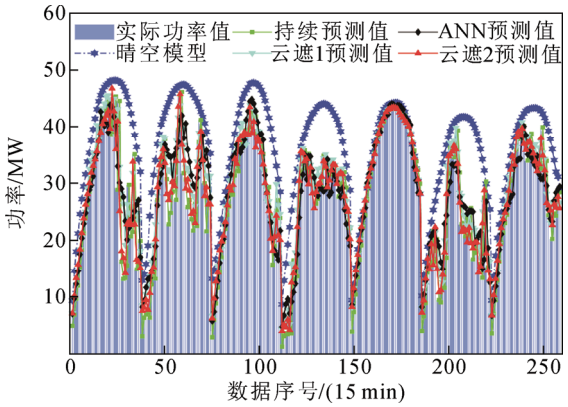


图 10　连续 7 d 不同模型的预测结果图

Fig.10　Prediction results of different models for seven consecutive days

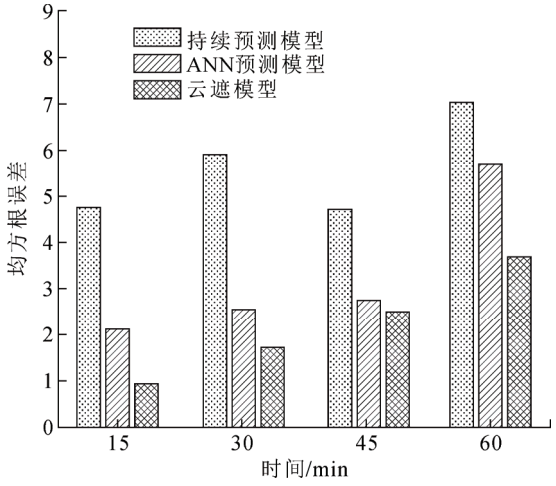


图 11　不同时间尺度下各模型的性能指标

Fig.11　Performance indexes of each model at different time scales

6　结论

针对云层遮挡引起的光伏电站功率快速波动的问题，以卫星云观测数据为基础，通过开展云轨迹跟踪预测研究提出了 2 维卷积和 NWP 风速预测算法，研究并构建了不同高度云团对光伏电站遮挡的评估模型，量化分析目标云团对光伏电站的影响，最终实现了云遮挡条件下光伏功率快速波动预测。结论如下：

1）云团移动主要由大气移动引起，在对云轨迹跟踪预测时，风速对云团移动具有显著作用。本文提出的 2 维卷积算法及 NWP 风速预测法能准确预测出未来一段时间目标云团的移动轨迹。

2）灰度云图能较好地反映出云团属性，为功率预测提供更有效的特征信息。相比于原始图像，能有效提高预测效率。

3）不同的云层高度对光伏电站有不同的影响，若要准确评估云团对光伏电站的影响，应考虑云层高度。算例结果也表明，相较于传统的人工神经网络预测法，考虑云高影响的云遮挡预测法能准确判断云团移动对光伏电站的遮挡状况，且能有效提高光伏发电功率的预测精度。

近几年转折性的极端天气频现，基于云图的功率预测法就变得更为重要。但目前 NWP 对于风速预测水平有限，尤其是在转折性天气中预测误差较大，如何运用人工智能技术对其进行修正或将成为下一步的研究重点。另外，为提高功率预测精度，进一步研究云高对光伏电站的影响也将成未来的研究热点。

附录见本刊网络版(http://hve.epri.sgcc.com.cn)。

参考文献　References

[1] 邹　洁. 上半年我国能源供应能力进一步增强[N]. 中国工业报，2021-08-03(002).
ZOU Jie. My country's energy supply capacity has been further enhanced in the first half of the year[N]. China Industry News, 2021-08-03(002).

[2] VAN DER MEER D W, WIDÉN J, MUNKHAMMAR J. Review on probabilistic forecasting of photovoltaic power production and electricity consumption[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2018, 81: 1484-1512.

[3] 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.

[4] 杨丽薇，高晓清，蒋俊霞，等. 基于小波变换与神经网络的光伏电站短期功率预测[J]. 太阳能学报，2020，41(7)：152-157.
YANG Liwei, GAO Xiaoqing, JIANG Junxia, et al. Short-term photovoltaic output power prediction based on wavelet transform and neural network[J]. Acta Energiae Solaris Sinica, 2020, 41(7): 152-157.

[5] 颜晨煜，樊艳芳，姚　波. 采用自适应变分模态分解的混合储能平滑光伏出力波动控制策略[J]. 高电压技术，2019，45(6)：1898-1906.
YAN Chenyu, FAN Yanfang, YAO Bo. Strategy for smoothing photovoltaic power fluctuation of hybrid energy storage system using self-adaptive variational mode decomposition[J]. High Voltage Engineering, 2019, 45(6): 1898-1906.

[6] 杨晶显，张　帅，刘继春，等. 基于 VMD 和双重注意力机制 LSTM 的短期光伏功率预测[J]. 电力系统自动化，2021，45(3)：174-182.
YANG Jingxian, ZHANG Shuai, LIU Jichun, et al. Short-term photovoltaic power prediction based on variational mode decomposition and long short-term memory with dual-stage attention mechanism[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(3): 174-182.

[7] 龚莺飞，鲁宗相，乔　颖，等. 光伏功率预测技术[J]. 电力系统自动化，2016，40(4)：140-151.
GONG Yingfei, LU Zongxiang, QIAO Ying, et al. An overview of photovoltaic energy system output forecasting technology[J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(4): 140-151.

[8] 耿华阳，王　玮. 基于数据残余分量与 ARMA 模型的光伏功率日前预测方法[J]. 工业仪表与自动化装置，2019(1)：3-7.
GENG Huayang, WANG Wei. Photovoltaic power day-ahead prediction method based on data residual component and ARMA model[J].

Industrial Instrumentation & Automation, 2019(1): 3-7.
[9] 王育飞，杨启星，薛 花. 考虑混沌特征的增强型大脑情绪神经网络光伏发电功率超短期预测模型[J]. 高电压技术，2021，47(4)：1165-1175.
WANG Yufei, YANG Qixing, XUE Hua. Ultra-short-term prediction model of enhanced brain emotional neural network considering chaotic characteristics for photovoltaic power generation[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(4): 1165-1175.
[10] WANG F, YU Y L, ZHANG Z Y, et al. Wavelet decomposition and convolutional lstm networks based improved deep learning model for solar irradiance forecasting[J]. Applied Sciences, 2018, 8(8): 1286.
[11] 张 倩，马 愿，李国丽，等. 频域分解和深度学习算法在短期负荷及光伏功率预测中的应用[J]. 中国电机工程学报，2019，39(8)：2221-2230.
ZHANG Qian, MA Yuan, LI Guoli, et al. Applications of frequency domain decomposition and deep learning algorithms in short-term load and photovoltaic power forecasting[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(8): 2221-2230.
[12] 梁志峰，董 存，吴 骥，等. 组合辐射衰减因子预报与 RBF 神经网络的光伏短期功率预测方法[J]. 电网技术，2020，44(11)：4114-4120.
LIANG Zhifeng, DONG Cun, WU Ji, et al. Short-term photovoltaic power prediction method combining with radiation attenuation factor prediction and RBF neural network[J]. Power System Technology, 2020, 44(11): 4114-4120.
[13] 王小杨，罗 多，孙韵琳，等. 基于 ABC-SVM 和 PSO-RF 的光伏微电网日发电功率组合预测方法研究[J]. 太阳能学报，2020，41(3)：177-183.
WANG Xiaoyang, LUO Duo, SUN Yunlin, et al. Combined forecasting method of daily photovoltaic power generation in microgrid based on ABC-SVM and PSO-RF models[J]. Acta Energiae Solaris Sinica, 2020, 41(3): 177-183.
[14] 丁宇宇，丁 杰，周 海，等. 基于全天空成像仪的光伏电站水平面总辐射预报[J]. 中国电机工程学报，2014，34(1)：50-56.
DING Yuyu, DING Jie, ZHOU Hai, et al. Forecasting of global horizontal irradiance in photovoltaic power stations based on the total sky imager[J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(1): 50-56.
[15] 蒋俊霞，高晓清，吕清泉，等. 基于地基云图的云跟踪与太阳辐照度超短期预报方法研究[J]. 太阳能学报，2020，41(5)：351-358.
JIANG Junxia, GAO Xiaoqing, LÜ Qingquan, et al. Study on cloud tracking and solar irradiance ultra-short-term forecasting based on TSI images[J]. Acta Energiae Solaris Sinica, 2020, 41(5): 351-358.
[16] CALDAS M, ALONSO-SUÁREZ R. Very short-term solar irradiance forecast using all-sky imaging and real-time irradiance measurements[J]. Renewable Energy, 2019, 143: 1643-1658.
[17] 陈志宝，丁 杰，周 海，等. 地基云图结合径向基函数人工神经网络的光伏功率超短期预测模型[J]. 中国电机工程学报，2015，35(3)：561-567.
CHEN Zhibao, DING Jie, ZHOU Hai, et al. A model of very short-term photovoltaic power forecasting based on ground-based cloud images and RBF neural network[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(3): 561-567.
[18] ZHAO X, WEI H K, WANG H, et al. 3D-CNN-based feature extraction of ground-based cloud images for direct normal irradiance prediction[J]. Solar Energy, 2019, 181: 510-518.
[19] KIM C K, HOLMGREN W F, STOVERN M, et al. Toward improved solar irradiance forecasts: derivation of downwelling surface shortwave radiation in Arizona from satellite[J]. Pure and Applied Geophysics, 2016, 173(7): 2535-2553.
[20] MARQUEZ R, PEDRO H T C, COIMBRA C F M. Hybrid solar forecasting method uses satellite imaging and ground telemetry as inputs to ANNs[J]. Solar Energy, 2013, 92: 176-188.
[21] ROSIEK S, ALONSO-MONTESINOS J, BATLLES F J. Online 3-h forecasting of the power output from a BIPV system using satellite observations and ANN[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2018, 99(7): 261-272.
[22] WATANABE T, TAKENAKA H, NOHARA D. Post-processing correction method for surface solar irradiance forecast data from the numerical weather model using geostationary satellite observation data[J]. Solar Energy, 2021, 223: 202-216.
[23] MILLER S D, ROGERS M A, HAYNES J M, et al. Short-term solar irradiance forecasting via satellite/model coupling[J]. Solar Energy, 2018, 168: 102-117.
[24] VILANOVA A, KIM B Y, KIM C K, et al. Linear-Gompertz model-based regression of photovoltaic power generation by satellite imagery-based solar irradiance[J]. Energies, 2020, 13(4): 781.
[25] 韩立涛. 考虑云遮挡的光伏超短期功率预测研究[D]. 北京：华北电力大学，2018.
HAN Litao. Research on ultra-short-term photovoltaic power prediction considering cloud sheltering[D]. Beijing, China: North China Electric Power University, 2018.
[26] BOSCH J L, ZHENG Y, KLEISSL J. Deriving cloud velocity from an array of solar radiation measurements[J]. Solar Energy, 2013, 87: 196-203.
[27] 司志远，杨 明，于一潇，等. 基于卫星云图特征区域定位的超短期光伏功率预测方法[J]. 高电压技术，2021，47(4)：1214-1223.
SI Zhiyuan, YANG Ming, YU Yixiao, et al. Ultra-short-term photovoltaic power prediction method based on satellite image feature region positioning[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(4): 1214-1223.
[28] 王 铮，王 勃，冯双磊，等. 一种光伏电站的输出功率预测方法和系统：111178583A[P]. 2020-05-19.
WANG Zheng, WANG Bo, FENG Shuanglei, et al. A photovoltaic power station output power prediction method and system: 111178583A[P]. 2020-05-19.
[29] KHOSRAVI A, NUNES R O, ASSAD M E H, et al. Comparison of artificial intelligence methods in estimation of daily global solar radiation[J]. Journal of Cleaner Production, 2018, 194: 342-358.



白捷予(通信作者)
1995—，女，硕士生
主要从事新能源功率预测等方面的研究工作
E-mail: jieyvbai@163.com

BAI Jieyu
Corresponding author



王 铮
1986—，男，硕士，高工
主要从事新能源发电功率预测及其不确定性估计的研究工作
E-mail: wangz@epri.sgcc.com.cn

WANG Zheng
Senior engineer



蒋建东
1975—，男，博士，教授，硕导
主要从事电力系统电能质量分析与控制、新能源功率预测等方面的研究工作
E-mail: jdjiang@zzu.edu.cn

JIANG Jiandong
Ph.D., Professor

收稿日期 2021-11-03 在线出版日期 2022-02-25 编辑 程子丰

附录 A

以下计算式可将标称投影上的行列号转换为经纬度坐标：

$$L_{\mathrm{x}}=\frac{\pi\left(C_{\mathrm{p}}-C_{\mathrm{off}}\right)}{180\times 2^{-16}C_{\mathrm{fac}}} \tag{A1}$$

$$L_{\mathrm{y}}=\frac{\pi\left(L_{\mathrm{p}}-L_{\mathrm{off}}\right)}{180\times 2^{-16}L_{\mathrm{fac}}} \tag{A2}$$

$$G_{\mathrm{d}}=\sqrt{\left(h_{\mathrm{d}}\cos\left(L_{\mathrm{x}}\right)\cos\left(L_{\mathrm{y}}\right)\right)^{2}-\left(\cos^{2}\left(L_{\mathrm{y}}\right)+\frac{D_{\mathrm{ea}}^{2}}{D_{\mathrm{eb}}^{2}}\sin^{2}\left(L_{\mathrm{y}}\right)\left(h_{\mathrm{d}}^{2}-D_{\mathrm{ea}}^{2}\right)\right)} \tag{A3}$$

$$G_{\mathrm{n}}=\frac{h_{\mathrm{d}}\cos\left(L_{\mathrm{x}}\right)\cos\left(L_{\mathrm{y}}\right)-G_{\mathrm{d}}}{\cos^{2}\left(L_{\mathrm{y}}\right)+\frac{D_{\mathrm{ea}}^{2}}{D_{\mathrm{eb}}^{2}}\sin^{2}\left(L_{\mathrm{y}}\right)} \tag{A4}$$

$$G_{\mathrm{j}}=h_{\mathrm{d}}-G_{\mathrm{n}}\cos\left(L_{\mathrm{x}}\right)\cos\left(L_{\mathrm{y}}\right) \tag{A5}$$

$$G_{\mathrm{v}}=G_{\mathrm{n}}\sin\left(L_{\mathrm{x}}\right)\sin\left(L_{\mathrm{y}}\right) \tag{A6}$$

$$G_{\mathrm{w}}=-G_{\mathrm{n}}\sin\left(L_{\mathrm{y}}\right) \tag{A7}$$

$$G_{\mathrm{jv}}=\sqrt{G_{\mathrm{j}}^{2}+G_{\mathrm{v}}^{2}} \tag{A8}$$

$$L_{\mathrm{on}}=\frac{180}{\pi}\tan^{-1}\left(\frac{G_{\mathrm{v}}}{G_{\mathrm{j}}}\right)+\lambda_{\mathrm{mid}} \tag{A9}$$

$$L_{\mathrm{at}}=\frac{180}{\pi}\tan^{-1}\left(\frac{D_{\mathrm{ea}}^{2}}{D_{\mathrm{eb}}^{2}}\frac{G_{\mathrm{w}}}{G_{\mathrm{jv}}}\right) \tag{A10}$$