

文章编号:1006-2467(2021)12-1510-10

DOI: 10.16183/j.cnki.jsjtu.2021.264

一种新型天气分型方法及其在 光伏功率预测中的应用

李 芬¹, 周尔畅¹, 孙改平¹, 白永清², 童 力³, 刘邦银⁴, 赵晋斌¹

(1. 上海电力大学 电气工程学院, 上海 200090; 2. 中国气象局武汉暴雨研究所, 武汉 430205;
3. 国网浙江省电力有限公司电力科学研究院, 杭州 310014;
4. 华中科技大学 强电磁工程与新技术国家重点实验室, 武汉 430074)

摘 要: 为提高光伏功率预测准确率提出了一种新的天气分型方法, 该方法首先按总云量大小区分晴天和云天, 然后根据太阳被遮蔽的程度将云天进一步细分为三类. 该方法能有效识别影响光伏出力的关键气象环境因子特征, 并对其加权求和得到新型分类指标 Sky Condition Factor(SCF). 该方法物理意义明确, 区分度较好且易于量化. 对天气类型合理细分后, 可消除众多气象环境因子之间的耦合关系, 降低输入变量维度, 易于统计建模. 最后分别基于原理和统计方法进行建模验证, 结果显示该方法可以有效提高光伏功率预测的准确率.

关键词: 光伏功率预测; 天气分型; 气象环境因子; 原理预测法; 统计预测法

中图分类号: TM 615; P 49

文献标志码: A

A Novel Weather Classification Method and Its Application in Photovoltaic Power Prediction

LI Fen¹, ZHOU Erchang¹, SUN Gaiping¹, BAI Yongqing²
TONG Li³, LIU Bangyin⁴, ZHAO Jinbin¹

(1. College of Electrical Power Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China; 2. Wuhan Institute of Heavy Rain of China Meteorological Administration, Wuhan 430205, China; 3. Electric Power Research Institute of State Grid Zhejiang Electric Power Co., Ltd., Hangzhou 310014, China; 4. State Key Laboratory of Advanced Electromagnetic Engineering and Technology, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China)

Abstract: To improve the accuracy of photovoltaic (PV) power prediction, this paper proposes a novel weather classification method. First, it distinguishes the clear days and cloudy days according to the total cloud cover. Then, it further classifies the cloudy days into three subtypes to investigate whether the sun is obscured by clouds. This method can effectively identify the characteristics of key meteorological environmental factors that affect PV output and form a new classification index sky condition factor (SCF) by weighted summation. This method has clear physical meanings, good discrimination, and easy quantification. The reasonable classification of weather types can eliminate the coupling relationship between many meteorological environmental factors and reduce the dimension of input variables, which

收稿日期: 2021-07-20

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(51777120), 上海市绿色能源并网工程技术研究中心(13DZ2251900), 国网浙江省电力公司科技项目(5211DS190037)

作者简介: 李 芬, 女, 副教授, 电话(Tel.): 021-35303155; E-mail: lifen2012@shiep.edu.cn.

makes it easy for statistical modeling. Based on the theoretical and the statistical approaches respectively, the modeling and verification are conducted and the results show that the method can effectively improve the accuracy of PV power prediction.

Key words: photovoltaic (PV) power prediction; weather type classification; meteorological environmental factors; physical approach; statistic approach

目前,我国能源消费结构正向着清洁低碳转型的目标稳步推进. 2020 年,我国能源消费总量 49.8 亿吨标准煤,其中,清洁能源消费占比为 24.3%,比去年提升 1.0%. 2020 年,我国光伏(PV)发电新增和累计装机容量保持世界首位. 截至 2020 年,全国发电装机容量为 2.201×10^9 kW,比去年增长 9.5%,其中并网太阳能发电装机容量占比为 11.52%,比去年增长 24.1%,为应对气候变化和实现碳中和提供了重要支撑^[1]. 近年来光伏发电成本持续降低,有望成为未来上网电价最低的供电方式^[2]. 然而,光伏发电是一个受天气气候影响的多变量耦合的非线性随机过程. 随着并网渗透率的提高,电力负荷曲线发生变化,呈现为“鸭子曲线”,系统调峰难度随之增加. 此外,光伏出力固有的间歇性和不确定性给电网的安全可靠运行带来了巨大的挑战^[3],因此迫切需要准确的太阳辐射及光伏功率预测技术为系统调度及平抑波动等提供指导.

光伏发电功率预测的方法主要分为原理预测法和统计预测法两类. 原理预测法是基于物理过程的原理建模,将太阳辐照度预测值代入光电转换模型和逆变器效率模型^[4]来预测光伏功率. 其主要优点是不需要大量历史出力数据,适用于新建光伏电站,缺点则是模型相对复杂. 统计预测法则不考虑复杂的物理过程,而是对历史数据进行统计建模分析来预测功率. 统计预测法主要分为两种思路,第 1 种是考虑光伏功率的自相关性,采用时间序列法进行功率预测,如长短期记忆(LSTM)人工神经网络^[5-7]、马尔科夫链、组合预测模型^[8]等. 时间序列法要在气象环境因素、光伏组件和逆变器工况不发生变化或者变化较小的前提下使用,否则会产生较大误差. 统计预测法的第 2 种思路是考虑气象环境因子与光伏出力的互相关性. 由于这种互相关性对天气变化比较敏感,所以有必要划分天气类型分别建模来提高预测准确率. 文献[9-10]分别使用光伏功率和太阳辐照度划分天气类型. 文献[11]则考虑太阳辐射在大气中的传输过程,以地表与地外水平面总辐照度的相关性划分天气类型. 上述研究中分类指标单一,未充分考虑云和大气气溶胶等的影响. 文献[12]则

选择太阳辐照度、总云量和低云量 3 个指标使用自组织映射算法进行聚类,划分出 3 种天气类型,但未对云是否遮挡住太阳进行识别.

太阳辐射直接决定了光伏发电系统的输出. 文献[13]根据总云量和日照时数将天气类型划分为晴天、云天和阴天 3 类,分别计算水平面直接辐射和散射辐射. 文献[14]根据修正清晰度指数将天气类型划分为 5 类,分别筛选各天气类型下的最优斜面辐射模型. 文献[15]采用修正清晰度指数及总云量交叉细分将天气类型分为 4 类,4 种天气类型的散射比预测平均绝对百分比误差(MAPE)分别从 24.77%、22.06%、20.34%、9.37%降至 17.43%、15.09%、14.96%、8.28%. 综上所述,从太阳辐射预测的角度看,合理划分天气类型可以提高预测准确度.

本文据此提出一种基于光伏出力气象影响因子的天气分型方法. 该方法考虑多种气象环境要素,通过相关性分析和分两步分型降低或消除了部分要素之间的耦合关系和相互影响,分析了云对天空的遮蔽程度以及云和太阳的相对位置,划分出 4 种典型天气类型. 本文从一般气象环境要素、辐射要素、光伏出力 3 个方面分析了该天气分型方法的物理意义,上述天气分型方法可用于改进常见的光伏出力预测方法. 最后给出了该天气分型方法应用于原理预测法、统计预测法的具体流程,并进行了建模计算和误差分析.

1 基于光伏出力气象影响因子的天气分型方法

1.1 数据说明

本文气象数据来自国家基准观测站武汉站,同期辐射数据来自国家一级辐射观测站武汉站,同期历史光伏出力数据来自华中科技大学屋顶并网光伏电站,光伏阵列倾角为 40°,朝向为南偏东 9°. 本文采用的所有数据资料均经过严格有效的质量控制和检查^[16]. 本文使用 6 985 个小时尺度的气象环境数据和光伏出力数据,随机选取 6 413 个数据作为训练集,其余 572 个数据作为测试集.

1.2 天气分型

天气分型方法流程图如图 1 所示,其中: μ_{SCF} 为新型分类指标 Sky Condition Factor(SCF)值; $\xi_i(i=1,2,3,4)$ 为不同天气类型中 μ_{SCF} 的取值上下限.本文提出的天气分型方法主要分为 4 步:第 1 步根据总云量划分出晴天及云天,将总云量低于或等于

2 成的部分归为晴天,即天气类型 1,将总云量大于 2 成归为云天;第 2 步分析云天各变量与光伏出力的相关性,筛选出其中与光伏出力呈中高度相关的因子;第 3 步计算聚类指标天气类型指数 (SCF);第 4 步将 SCF 代入自组织映射(SOM)神经网络进行无监督聚类,将云天数据划分为天气类型 2、3、4.

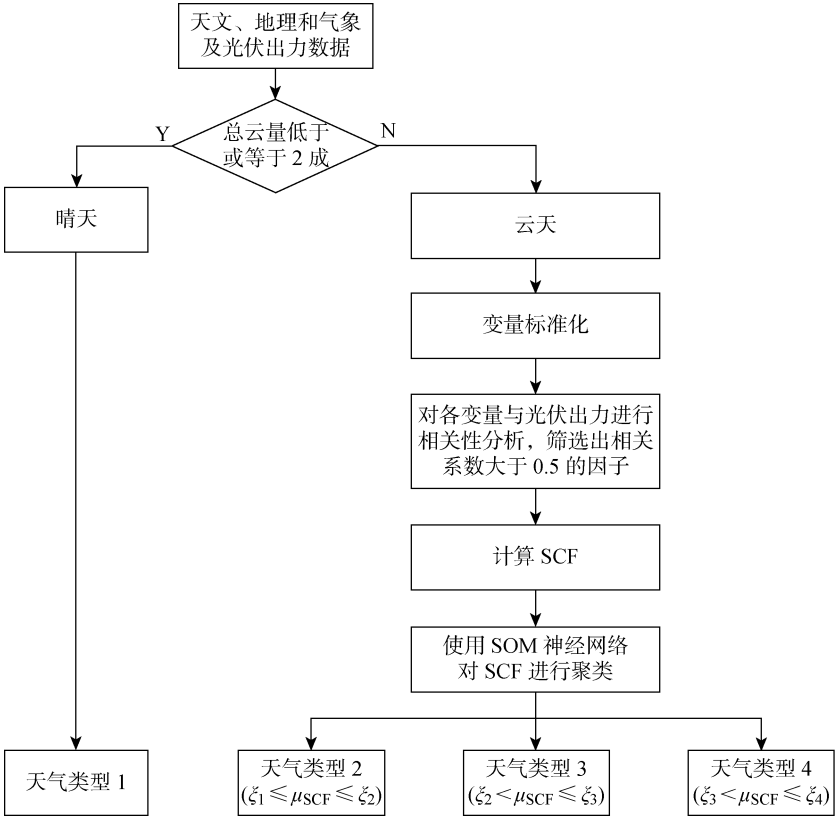


图 1 天气分型方法流程图
Fig. 1 Flowchart of weather classification method

1.2.1 变量标准化 选取约两年的小时尺度气象及辐射数据,并计算修正清晰度指数 k'_T 、直射比 B_d 等.对以上变量进行 0-1 标准化,标准化公式如下:

$$Z(x) = (x - x_{\min}) / (x_{\max} - x_{\min}) \quad (1)$$

式中: $Z(x)$ 为对变量 x 进行 0-1 标准化后的值; x_{\min} 和 x_{\max} 分别为变量 x 的最小值和最大值.

1.2.2 相关性分析 计算各变量与输出交流功率 P_{ac} 的相关系数 R ,结果如表 1 所示. 其中: I 为水平面总辐射; S_p 为日照百分率; RH 为相对湿度; V 为水平能见度; T 为气温; C 为总云量; W 为平均风速; RA 为降水; p 为气压. 根据经验,按照 R 的大小将相关程度分为以下几种情况: $|R| \geq 0.5$ 时,可视为中高度相关; $0.3 \leq |R| < 0.5$ 时,可视为低度相关; $|R| < 0.3$ 时,说明变量与 P_{ac} 的相关程度极弱,可视为不相关^[17]. 由表 1 可知, I, k'_T, S_p, B_d 与 P_{ac} 中高度相关,其余变量与 P_{ac} 低度相关或不相关. 综

表 1 各变量与光伏出力的相关性分析
Tab. 1 Correlation analysis of various factors and PV power generation

变量	R
I	0.868
S_p	0.672
k'_T	0.657
B_d	0.612
RH	-0.442
V	0.378
T	0.262
C	-0.254
W	0.150
RA	-0.123
p	-0.007

上,选取 I 、 k'_T 、 S_p 、 B_d 来计算分类指标 SCF.

1.2.3 计算 SCF 将 1.2.2 节中选取的 4 个变量加权求和计算聚类指标 SCF,具体表达式如下:

$$\mu_{SCF} = \omega_1 I + \omega_2 k'_T + \omega_3 S_p + \omega_4 B_d \tag{2}$$

式中: ω_1 、 ω_2 、 ω_3 、 ω_4 为权重系数,与 4 个对应变量与 P_{ac} 的相关系数成比例且和为 1.

1.2.4 SOM 聚类 使用自组织映射神经网络 SOM 对 μ_{SCF} 进行聚类,指定聚类数目为 3. 聚类结果如表 2 所示. 其中,天气类型 2、3、4 对应的 μ_{SCF} 取值范围不是固定不变的,可以根据实际数据进行合理化修正.

表 2 SOM 聚类结果
Tab.2 Results of SOM clustering

天气类型	个案数目	μ_{SCF} 取值范围
2	1 714	$\xi_1 < \mu_{SCF} \leq \xi_2$
3	1 477	$\xi_2 < \mu_{SCF} \leq \xi_3$
4	2 468	$\xi_3 < \mu_{SCF} \leq \xi_1$

1.3 聚类效果分析

1.3.1 常规气象要素 首先分析除太阳辐射外的气象要素在 4 种天气类型中的表现. 为便于观察和比较,各要素进行归一化处理,结果如图 2 所示.

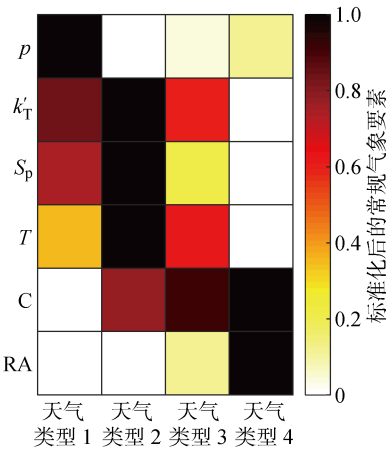


图 2 各天气类型下的气象要素分布
Fig. 2 Distribution of meteorological features in each weather type

天气类型 1 中, k'_T 、 S_p 均处于较高的水平,表现出低气温、高气压的特点,因此天气类型 1 以晴天为主. 天气类型 2 中, k'_T 、 S_p 同样处于较高水平,但气温较高、气压极低并存在一定的降水,总云量明显多于天气类型 1,因此天气类型 2 可能以多云转晴、晴转多云等天气为主. 天气类型 3 中,气温和总云量与天气类型 2 基本相似,但其 S_p 明显低于天气类型 2. 因此天气类型 3 以阴天为主. 天气类型 4 中, k'_T 、

S_p 、 T 均处于极低的水平,总云量和降水较多,因此天气类型 4 以雨雪雾霾等恶劣天气为主.

1.3.2 辐射要素 太阳入射辐射是光伏发电的能量输入环节,因此水平面直接辐射 I_b 、散射辐射 I_s 和 S_p 等变量对光伏发电系统评估具有重要的参考价值. 各天气类型下水平面直接辐照度、散射辐照度及 S_p 分布如图 3 所示. 由图 3 可知,天气类型 1 的 S_p 较高,但是 I 小于天气类型 2 ($I = I_b + I_s$), S_p 小于天气类型 2. 由 1.3.1 节中的气象要素分析可知,这两种天气类型分别以晴天和多云转晴为主,大气对太阳辐射的削弱作用较弱,大气透明度较高,参与散射作用的质点较少,因此这两种天气类型下的 I 较大, S_p 较大.

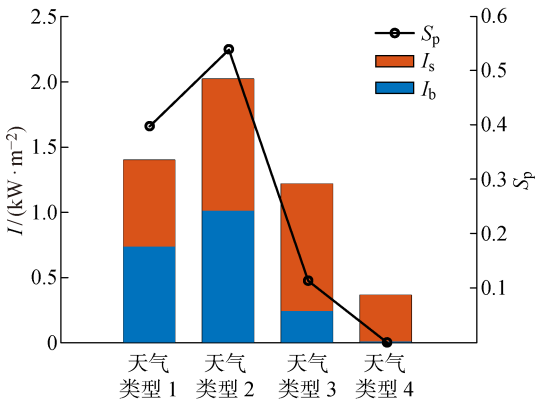


图 3 各天气类型下的水平面直接辐照度、散射辐照度及 S_p 分布
Fig. 3 Distribution of direct horizontal irradiance, diffuse horizontal irradiance and B_d in each weather type

天气类型 3、4 的 I 较小, S_p 较小,其中天气类型 4 的直接辐照度几乎为 0. 由 1.3.1 节中的气象要素分析可知,这两种天气类型可能以阴天和恶劣天气为主,这样的气象条件下,大气中的悬浮尘埃、云滴、雨滴含量较高,容易使通过大气的太阳辐射发生散射,即当太阳辐射通过大气时,其中的部分入射能量会以上述粒子为中心向各个方向散射^[18]. 另外,大气中的云层和大颗粒尘埃还会使太阳辐射中的部分入射能量反射至宇宙空间,云层的厚度越大,云的平均反射率越大. 因此,这两种天气类型下的 I 和 S_p 较小.

1.3.3 光伏出力要素 光伏出力是整个光伏发电系统的输出环节. 不同天气类型下光伏出力 P_{ac} 的分布情况如图 4 所示,其中: t 为时刻; \bar{P}_{ac} 为平均输出交流功率. 由图 4 可知,4 种天气类型下 P_{ac} 日变化趋势基本相同,均呈现中午较高,早晚较低的特点.

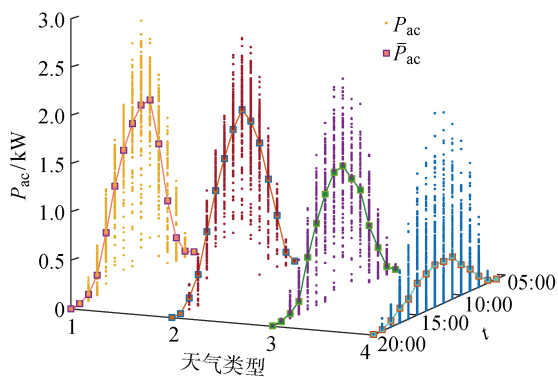


图 4 各天气类型下的光伏出力分布

Fig. 4 Fluctuation of PV output in each weather type

天气类型 1、2 的 P_{ac} 明显高于其他两种天气类型。由 1.3.1 中的气象要素分析可知,这两种天气类型分别以晴天和多云转晴为主,大气透明程度较高,因此 P_{ac} 较大。另外,天气类型 1、2 在时间分布上以中午时刻附近的时间居多。这是因为早晚的地外水平面辐射低于中午,且早晨易受到雾的影响,雾通常会在中午消散,因此中午的水平面总辐射一般高于早晨和傍晚。

天气类型 3、4 的 P_{ac} 总体较低,在一天内不同时刻的分布范围较广,其中天气类型 3 的数据点较为稀疏。由 1.3.1 节中的气象要素分析可知,这两种天气类型下降水较多,大气透明度较差,此时气象环境呈现随机性和多变性,大气的光学性质多表现为散射,因此 P_{ac} 波动性较大,分布范围较广。天气类型 4 中, P_{ac} 还呈现出低功率明显偏多的特点,这与 1.3.2 节中的辐射要素分析结果,即天气类型 4 的水平面总辐射最小的结论一致。

2 光伏功率预测方法

2.1 天气分型的原理预测法

原理预测法的基本流程主要包括斜面辐射模型、光伏组件或光伏阵列光电转换模型、逆变器效率模型 3 个部分。

2.1.1 斜面辐射模型 文献[19]首先对斜面辐射进行了描述,即倾斜面上小时尺度的太阳总辐照度由直接辐照度、散射辐照度和地面反射辐照度三部分组成:

$$I_T = I_b R_b + I_s \left(\frac{1 + \cos \beta}{2} \right) + I_\rho \left(\frac{1 - \cos \beta}{2} \right) \quad (3)$$

式中: I_T 为斜面总辐照度; R_b 为斜面与水平面直接辐照度的比值; β 为光伏阵列倾角; ρ 为地面反射率。式(3)右边的 3 个乘积项分别为直接辐照度、散射辐照度和反射辐照度分量。文献[19]还提出了太阳散

射辐射在天空中呈各向同性的假设,该假设使得散射辐射的计算较为简单。

文献[20]提出了太阳散射辐射在天空中呈各向异性的假设,将其分为环日辐射和其余天空穹顶均匀分布(各向同性)的散射辐射两部分,计算模型为

$$I_T = I_b R_b + I_s \left[\frac{I_b R_b}{I_0} + \left(\frac{1 + \cos \beta}{2} \right) \left(1 - \frac{I_b}{I_0} \right) \right] + I_\rho \left(\frac{1 - \cos \beta}{2} \right) \quad (4)$$

式中: I_0 为地外水平面总辐照度。

文献[21]在学者 Temps 和 Coulson 建立的各向异性晴天斜面辐射模型的基础上,得到了晴天阴天通用模型,其认为阴天时使用各向同性模型较为合适,因此引入了调节系数 F 以调整散射辐射在总辐射中的占比,其表达式如下:

$$I_T = I_b R_b + I_s \left(\frac{1 + \cos \beta}{2} \right) \left(1 + F \sin^3 \frac{\beta}{2} \right) \left[1 + F \cos^2 \theta_T \sin^3 (90^\circ - \alpha_s) \right] + I_\rho \left(\frac{1 - \cos \beta}{2} \right) \quad (5)$$

式中: α_s 为太阳高度角; $F = 1 - (I_s/I_0)^2$, 为调节系数; θ_T 为太阳入射角。当调节系数 F 接近于 0 时, Klucher 斜面辐射模型趋近于 Liu & Jordan 模型[19]; 当调节系数 F 接近于 1 时, Klucher 斜面辐射模型趋近于 Temps & Coulson 模型[21]。

文献[22]进一步完善了各向异性模型,将斜面散射分解为环日辐射、地平辐射和穹顶均匀分布辐射三部分。文献[23]在 Hay 模型[20]的基础上增加了水平面亮散射辐射分量,并使用纽约州和得克萨斯州的数据进行验证,结果显示 Reindl 模型[23]的精度高于 Hay 模型[24]。

2.1.2 光电转换模型 光电转换环节[25]主要是太阳辐射经过光伏电池或光伏阵列转化为输出直流功率的物理过程,则有:

$$P_{dc} = \eta_{pv} I_T A K_1 \quad (6)$$

式中: P_{dc} 为直流发电功率; η_{pv} 为光电转换效率; A 为光伏阵列有效面积; K_1 为直流回路损失系数。

2.1.3 逆变器效率模型 逆变器转化效率 η_{inv} 表示逆变器输出的交流发电功率与光伏阵列输出最大直流发电功率的比值,表达式如下:

$$\eta_{inv} = \frac{P_{ac}}{P_{dc}} \quad (7)$$

逆变器转化效率 η_{inv} 多采用 0~1 之间的常数取值或者直接使用欧洲效率[26],这样不能反映逆变器效率的动态特征。本文使用非线性回归模型来分析逆变器效率与光伏阵列输出最大直流发电功率之间的关系。首先,选择 5 种非线性回归模型,其名称与

表达式如表 3 所示. 其中: $b_1 \sim b_5$ 为拟合参数;自变量 P 为输入逆变器的直流功率标么值; y 为因变量, 表征逆变器的转化效率 η_{inv} . 利用 1 台单相逆变器的历史运行数据对逆变器转化效率 η_{inv} 进行拟合.

本文选用残差平方和 (RSS) 及判定系数 R^2 作为拟合效果的评价指标. 如表 3 所示. RSS 数值越

小,说明解析表达式逼近离散数据的程度越大; R^2 数值越大,则说明自变量变异可由自变量解释的部分占比越大,拟合效果越好. 由表 3 可知, Morgen-Mercer-Florin 模型的残差平方和最小,判定系数最大,拟合效果最优,因此选择该模型来拟合逆变器转化效率 η_{inv} .

表 3 非线性回归模型
Tab. 3 Nonlinear regression models

模型名称	表达式	RSS	R^2
Metcherlich	$y = b_1 + b_2 \exp(-b_3 P)$	3. 140	0. 983
Johnson-Schumacher	$y = b_1 \exp(-b_2/(P + b_3))$	1. 376	0. 992
Morgen-Mercer-Florin	$y = (b_1 b_2 + b_3 P^{b_4})/(b_2 + P^{b_4})$	1. 372	0. 992
Peal-Reed	$y = b_1/\{1 + b_2 \exp[-(b_3 P + b_4 P^2 + b_5 P^3)]\}$	1. 807	0. 990
Richards	$y = b_1/\{[1 + b_3 \exp(-b_2 P)]^{1/b_4}\}$	1. 470	0. 992

2. 1. 4 不同天气类型下斜面辐射模型的精度比较

由于斜面辐射模型在不同天气类型下的精度表现不同,所以有必要分天气类型选择精度较高的斜面辐射模型. 首先对训练集数据进行天气分型,分别使用 Perez、Hay、Reindl、Klucher 和 Liu & Jordan 模

型计算斜面辐射,随后根据光电转换模型和逆变器效率模型计算出光伏出力预测值并进行误差分析, 选用 MAPE 及标准均方根误差 (NRMSE) 作为误差指标,结果如表 4 所示,其中加粗的为同一列的最小值.

表 4 不同斜面辐射模型预测结果
Tab. 4 Results of different models of solar radiation on tilted surfaces

模型	天气类型 1		天气类型 2		天气类型 3		天气类型 4	
	MAPE/%	NRMSE/%	MAPE/%	NRMSE/%	MAPE/%	NRMSE/%	MAPE/%	NRMSE/%
Perez	24. 87	36. 32	23. 32	29. 95	38. 28	52. 57	52. 68	88. 86
Hay	27. 73	39. 95	26. 23	33. 62	38. 20	52. 67	52. 51	88. 71
Reindl	27. 64	39. 88	26. 03	33. 49	38. 16	52. 55	52. 38	88. 59
Klucher	27. 55	39. 24	25. 90	33. 06	43. 16	55. 78	59. 49	89. 50
Liu & Jordan	25. 05	36. 48	23. 54	30. 07	37. 14	51. 08	20. 72	32. 91

由表 4 可知,天气类型 1、2 中 Perez 模型的误差最小,天气类型 3、4 中 Liu & Jordan 模型的误差最小. 天气类型 1、2 分别以晴天和多云转晴为主, 天空中太阳散射辐射的分布趋近各向异性,因此选用 Perez 模型较为合适. 而天气类型 3、4 大气的透明程度较差,天空中太阳散射辐射的分布趋近各向同性, 因此选用 Liu & Jordan 模型较为合适.

2. 1. 5 光伏功率预测流程 天气分型的原理预测法的具体实施步骤如图 5 所示.

2. 2 天气分型的统计预测法

天气分型的统计预测法基本流程主要包括输入变量筛选、统计模型筛选、模型训练与预测 3 个部分.

2. 2. 1 相关性分析 在不同天气类型下,输入变量对光伏出力的影响程度不同. 因此,有必要区分天气

类型进行相关性分析,筛除其中与光伏出力低度相关或不相关的变量. 相关性分析结果如表 5 所示,其中加粗的为绝对值小于 0. 3 的数据.

2. 2. 2 不同天气类型下统计模型的精度比较 同一统计模型在不同的天气类型下预测光伏出力的性能是不同的,因此有必要根据误差最小的原则选择每种天气类型下的最优统计模型. 本文选取多元线性回归 (LR)、高斯过程回归 (GPR)、支持向量回归 (SVR) 及 Adaboost 集成树模型进行误差分析,结果如表 6 所示,其中加粗的为同一列的最小值.

根据表 6 的结果选取每种天气类型中误差最小的统计模型,天气类型 1、3 分别选用 GPR、Adaboost 模型,天气类型 2、4 选用 SVR 模型.

2. 2. 3 光伏功率预测流程 天气分型的统计预测法的实施步骤如图 6 所示.

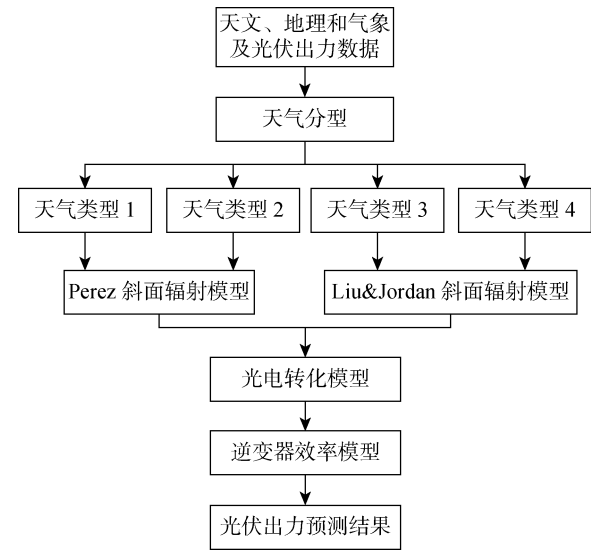


图 5 天气分型的原理预测法

Fig. 5 Physical approach of PV power prediction based on weather classifications

表 5 不同天气类型下各变量与光伏出力的相关性分析

Tab. 5 Correlation analysis of various factors and PV power generation in different weather types

变量名	与 P_{ac} 的相关系数			
	天气类型 1	天气类型 2	天气类型 3	天气类型 4
I	0.884	0.736	0.748	0.690
I_b	0.820	0.668	0.523	0.194
I_d	0.604	0.425	0.664	0.690
B_d	0.598	0.311	-0.045	-0.092
S_p	0.581	0.368	0.258	0.112
k_T'	0.536	0.502	0.331	0.007
V	0.385	0.152	0.233	0.200
W	0.341	0.166	0.080	-0.031
RH	-0.247	-0.283	-0.307	-0.348
T	0.119	0.087	0.249	0.308
C	-0.052	0.046	-0.008	-0.072
R	-0.041	0.007	-0.126	-0.119

表 6 不同天气类型下各统计模型的误差分析

Tab. 6 Error analysis of statistical models in different weather types

模型	天气类型 1		天气类型 2		天气类型 3		天气类型 4	
	MAPE/%	NRMSE/%	MAPE/%	NRMSE/%	MAPE/%	NRMSE/%	MAPE/%	NRMSE/%
LR	20.06	25.11	18.87	22.30	33.43	58.09	47.50	70.39
GPR	13.18	19.73	15.78	18.47	32.94	58.93	34.73	61.58
SVR	14.52	20.40	14.30	16.94	33.87	58.33	31.56	54.50
Adaboost	16.61	24.15	19.38	23.42	31.02	52.56	42.94	66.29

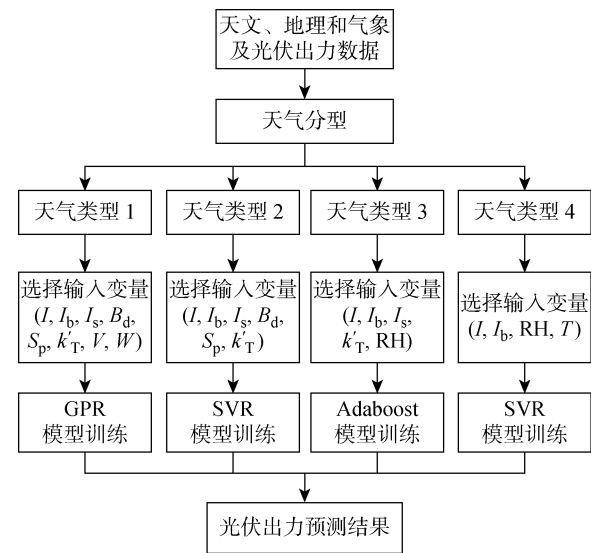


图 6 天气分型的统计预测法

Fig. 6 Statistic approach of PV power prediction based on weather classification

3 光伏功率预测效果检验

本部分使用训练集数据确定天气类型 2、3、4 中 μ_{SCF} 的取值范围. 以相同测试集作为预测样本, 预测时间尺度为 1 d, 比较天气分型前后光伏功率预测方法的误差, 以及基于 SCF 的天气分型方法与现有其他分型方法对光伏功率预测的改善效果.

3.1 单一统计模型的预测效果对比

4 种不同统计模型的预测效果如表 7 所示, 其中, 加粗的数值为同一列的最小值. 由表 7 可知, Adaboost 集成树模型的误差最小.

3.2 天气分型前后的光伏功率预测效果对比

比较天气分型前后原理预测法及统计预测法的功率曲线, 其中未天气分型的原理预报法使用 Perez 斜面辐射模型, 未天气分型的统计预测法选用 Adaboost 集成树模型. 由于夜晚的光伏功率曲线趋近或等于 0, 因此仅对日出至日落之间的功率曲线进行对比, 结果如图 7 所示.

表 7 不同斜面辐射模型预测结果

Tab. 7 Results of different models of solar radiation on tilted surfaces

模型	误差指标	
	MAPE/%	NRMSE/%
LR	21.58	33.74
GPR	19.78	31.83
SVR	21.39	33.73
Adaboost	19.72	31.60

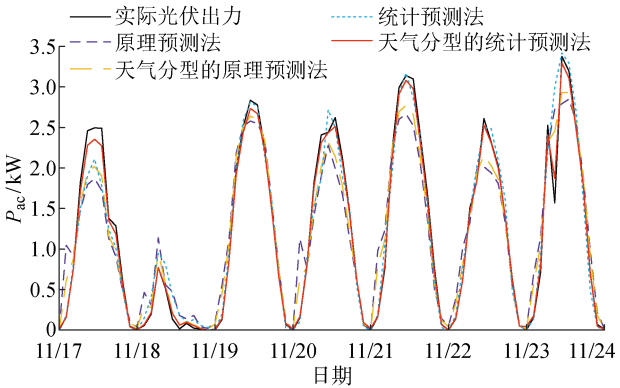


图 7 日间光伏出力预测曲线

Fig. 7 Output prediction curves of daytime PV

由表 7 可知,增加天气分型环节后,原理预测法和统计预测法的预测效果均有改善,其中统计预测法的改善程度比原理预测法更显著.未进行天气分型的预测方法在晴天的误差明显小于恶劣天气和转折天气,而天气分型后恶劣天气及转折天气下的误差有所减小.统计预测法的误差小于原理预测法.与统计预测法相比,原理预测法在中午时刻的误差偏大,对天气状况的变化不够敏感.

为了进一步验证天气分型后光伏功率预测方法的鲁棒性和有效性,分 5 次随机选取样本容量为 572 的测试集,其余数据作为训练集,再次比较天气分型前后原理预测法及统计预测法的误差,结果如表 8 所示.

从验证结果来看,天气分型后 5 个测试集的光伏功率预测误差均小于分型前,这说明天气分型后的光伏功率预测方法具有一定的鲁棒性.

3.3 不同天气分型方法对光伏功率预测准确率的影响

比较本文提出的基于 SCF 的天气分型与现有其他 3 种天气分型方法对光伏功率预测的改善效果,结果如表 9 所示.

表 8 5 个不同测试集的光伏功率预测误差

Tab. 8 PV power prediction errors of five different test sets

测试集序号	原理预测法				统计预测法			
	天气未分型		天气分型		天气未分型		天气分型	
	MAPE/%	NRMSE/%	MAPE/%	NRMSE/%	MAPE/%	NRMSE/%	MAPE/%	NRMSE/%
1	45.39	30.60	26.80	41.90	22.56	34.73	20.55	32.89
2	29.33	43.38	25.89	40.16	22.67	34.71	15.92	24.27
3	30.99	46.12	27.22	42.18	25.47	39.19	17.99	28.27
4	34.10	52.17	29.21	47.24	27.44	41.77	19.50	30.63
5	31.39	45.45	28.15	42.89	25.47	38.98	17.56	27.29

表 9 应用不同天气分型方法的光伏功率预测误差对比

Tab. 9 Comparison of PV power prediction errors using different weather classification methods

预测方法	天气分型指标	预测误差		与天气未分型相比的误差相对变化	
		MAPE/%	NRMSE/%	MAPE/%	NRMSE/%
原理预测法	μ_{SCF}	26.80	41.90	-7.69	-12.41
	I	27.06	42.28	-6.85	-11.56
	k_T^L	27.33	42.67	-6.01	-10.69
	I, C	27.14	42.33	-6.75	-11.30
统计预测法	μ_{SCF}	17.25	26.94	-12.52	-14.74
	I	18.88	28.19	-4.28	-10.80
	k_T^L	18.51	27.86	-6.16	-11.83
	I, C	18.57	28.80	-5.85	-8.87

由表 9 可知,与其他天气分型方法相比,基于 SCF 的天气分型方法对光伏功率预测的改善效果最佳,与天气未分型相比误差减小的程度最大。

4 结论

本文提出了一种基于光伏出力气象影响因子的天气分型方法,该方法可以用于原理预测法和统计预测法两类常用的光伏功率预测方法。现将本文的结论总结如下。

(1) 从气象环境要素分布、水平面辐射分布及光伏出力分布 3 个方面看,新的天气分型方法具有良好的区分度。

(2) 从建模计算结果看,将新的天气分型方法应用于原理预测法和统计预测法后,光伏功率预测误差均有所减小。天气分型方法的应用可以增强原有光伏功率预测方法对不同天气状况的适应能力,改善预测效果。

(3) 原理预测法对气象条件的影响不敏感,适用于气象条件复杂多变的地区;统计预测法与天气类型密切相关,对天气进行合理识别建模可提高预测准确率。

参考文献:

- [1] 中华人民共和国国家统计局. 中华人民共和国 2020 年国民经济和社会发展统计公报[EB/OL]. (2021-02-28)[2021-06-01]. http://www.gov.cn/xinwen/2021-02/28/content_5589283.htm.
National Bureau of Statistics of the People's Republic of China. 2020 statistical bulletin on national economic and social development of the People's Republic of China. [EB/OL]. (2021-02-28) [2021-06-01]. http://www.gov.cn/xinwen/2021-02/28/content_5589283.htm.
- [2] CALCABRINI A, ZIAR H, ISABELLA O, *et al.* A simplified skyline-based method for estimating the annual solar energy potential in urban environments[J]. *Nature Energy*, 2019, 4(3): 206-215.
- [3] SHENG H M, XIAO J, CHENG Y H, *et al.* Short-term solar power forecasting based on weighted Gaussian process regression[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2018, 65(1): 300-308.
- [4] AMEUR A, BERRADA A, LOUDIYI K, *et al.* Forecast modeling and performance assessment of solar PV systems[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2020, 267: 122167.
- [5] ABDEL-NASSER M, MAHMOUD K. Accurate photovoltaic power forecasting models using deep

- LSTM-RNN[J]. *Neural Computing and Applications*, 2019, 31(7): 2727-2740.
- [6] YU D, CHOI W, KIM M, *et al.* Forecasting day-ahead hourly photovoltaic power generation using convolutional self-attention based long short-term memory[J]. *Energies*, 2020, 13(15): 4017.
- [7] 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.
- [8] 单英浩, 付青, 耿炫, 等. 基于改进 BP-SVM-ELM 与粒子化 SOM-LSF 的微电网光伏发电组合预测方法[J]. *中国电机工程学报*, 2016, 36(12): 3334-3343.
SHAN Yinghao, FU Qing, GENG Xuan, *et al.* Combined forecasting of photovoltaic power generation in microgrid based on the improved BP-SVM-ELM and SOM-LSF with particleization[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2016, 36(12): 3334-3343.
- [9] 袁晓玲, 施俊华, 徐杰彦. 计及天气类型指数的光伏发电短期出力预测[J]. *中国电机工程学报*, 2013, 33(34): 57-64.
YUAN Xiaoling, SHI Junhua, XU Jieyan. Short-term power forecasting for photovoltaic generation considering weather type index[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2013, 33(34): 57-64.
- [10] 廖卫强, 张认成, 俞万能, 等. 基于相似样本及 PCA 的光伏输出功率预测[J]. *太阳能学报*, 2016, 37(9): 2377-2385.
LIAO Weiqiang, ZHANG Rencheng, YU Wanneng, *et al.* Prediction of output power of photovoltaic based on similar samples and principal component analysis[J]. *Acta Energiæ Solaris Sinica*, 2016, 37(9): 2377-2385.
- [11] 王飞, 米增强, 甄钊, 等. 基于天气状态模式识别的光伏电站发电功率分类预测方法[J]. *中国电机工程学报*, 2013, 33(34): 75-82.
WANG Fei, MI Zengqiang, ZHEN Zhao, *et al.* A classified forecasting approach of power generation for photovoltaic plants based on weather condition pattern recognition[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2013, 33(34): 75-82.
- [12] CHEN C S, DUAN S X, CAI T, *et al.* Online 24-h solar power forecasting based on weather type classi-

fication using artificial neural network[J]. **Solar Energy**, 2011, 85(11): 2856-2870.

[13] ARMSTRONG S, HURLEY W G. A new methodology to optimise solar energy extraction under cloudy conditions[J]. **Renewable Energy**, 2010, 35(4): 780-787.

[14] DEMAÏN C, JOURNÉE M, BERTRAND C. Evaluation of different models to estimate the global solar radiation on inclined surfaces[J]. **Renewable Energy**, 2013, 50: 710-721.

[15] LI F, LIN Y L, GUO J P, *et al.* Novel models to estimate hourly diffuse radiation fraction for global radiation based on weather type classification[J]. **Renewable Energy**, 2020, 157: 1222-1232.

[16] 中华人民共和国国家质量监督检验检疫总局, 中国国家标准化管理委员会. 中华人民共和国国家标准: 地面气象观测规范总则. GB/T 35221—2017[S]. 北京: 中国质量标准出版传媒有限公司, 2017.

General Administration of Quality Supervision, Inspection and Quarantine of the People’s Republic of China, Standardization Administration of the People’s Republic of China. National Standard of the People’s Republic of China: Specifications for surface meteorological observation—General. GB/T 35221—2017[S]. Beijing: China Quality and Standards Publishing & Media Co., Ltd., 2017.

[17] 汪冬华. 多元统计分析 with SPSS 应用[M]. 上海: 华东理工大学出版社, 2017.

WANG Donghua. Multivariate statistical analysis and application of SPSS[M]. Shanghai: East China University of Science and Technology Press, 2017.

[18] 盛裴轩, 毛节泰, 李建国, 等. 大气物理学 [M]. 第 2 版. 北京: 北京大学出版社, 2013.

SHENG Peixuan, MAO Jietai, LI Jianguo, *et al.* Atmospheric physics [M]. 2nd ed. Beijing: Peking University Press, 2013.

[19] LIUB Y H, JORDAN R C. The interrelationship and characteristic distribution of direct, diffuse and total solar radiation[J]. **Solar Energy**, 1960, 4(3): 1-19.

[20] HAY J E. Calculation of monthly mean solar radiation for horizontal and inclined surfaces[J]. **Solar Energy**, 1979, 23(4): 301-307.

[21] KLUCHER T M. Evaluation of models to predict insolation on tilted surfaces[J]. **Solar Energy**, 1979, 23(2): 111-114.

[22] PEREZ R, STEWART R, ARBOGAST C, *et al.* An anisotropic hourly diffuse radiation model for sloping surfaces: Description, performance validation, site dependency evaluation[J]. **Solar Energy**, 1986, 36(6): 481-497.

[23] REINDL D T, BECKMAN W A, DUFFIE J A. Evaluation of hourly tilted surface radiation models[J]. **Solar Energy**, 1990, 45(1): 9-17.

[24] LI F, LI C Y, SHI J, *et al.* Evaluation index system for photovoltaic systems statistical characteristics under hazy weather conditions in central China[J]. **IET Renewable Power Generation**, 2017, 11(14): 1794-1803.

[25] 李芬, 陈正洪, 马年骏, 等. 光伏资源精细化评估与预报技术研究[M]. 北京: 气象出版社, 2016.

LI Fen, CHEN Zhenghong, MA Nianjun, *et al.* Photovoltaic resources of fine evaluation and forecast technology research[M]. Beijing: China Meteorological Press, 2016.

[26] 张犁, 胡海兵, 冯兰兰, 等. 模块化光伏并网系统欧洲效率优化控制方法[J]. **中国电机工程学报**, 2012, 32(9): 7-13.

ZHANG Li, HU Haibing, FENG Lanlan, *et al.* European efficiency improvement control for grid-connected modular photovoltaic generation systems[J]. **Proceedings of the CSEE**, 2012, 32(9): 7-13.

(本文编辑:石易文)