

热浪和寒潮事件下源荷中长期变化及置信区间模拟与分析

白婕¹, 秦晓辉¹, 丁保迪¹, 赵明欣¹, 刘洋²

(1. 中国电力科学研究院有限公司, 北京市 100192;

2. 中国科学院地理科学与资源研究所陆地表层格局与模拟院重点实验室, 北京市 100101)

摘要: 气候变化加剧, 而区域尺度极端温度事件下风光等出力和负荷的日变化特征及关系尚不明确。为此, 文中采用独立模型模拟天气影响负荷及风光水电出力, 通过 Copula 函数计算出力联合概率与置信区间, 并基于气候模式数据预估了中国华北、西南典型省份在“碳达峰”(2030年)时, 热浪、寒潮天气下电源出力和负荷日变化特性及电力供需关系。文中提出了预测天气影响光伏出力的 boosting 集成学习模型, 并采用历史实测数据校准, 验证显示实际极端天气下的日平均误差为 1.27%, 平均绝对误差显著低于其他集成学习方法。中长期预估显示, 2030 年华北、西南典型省份在热浪和寒潮日晚间易出现电力供不应求, 并给出了相关区域未来极端温度事件下电力供需的峰值和时间等指标。

关键词: 光伏发电; 热浪; 寒潮; 极端天气; 源荷特性; 置信区间; 电力供需

0 引言

以可再生能源为核心的电力系统是应对未来气候变化和实现“碳中和·碳达峰”目标的关键^[1-5], 但风能、太阳能和水能均取决于天气条件^[6-8]。在全球变暖背景下, 极端温度事件显著增加^[9]导致用电负荷急剧增长^[10], 寒潮和热浪等极端温度事件在多国造成限电、停电事故^[11-13]。

极端天气影响风电、光伏发电、水电出力和负荷变化的研究已得到开展。温度对负荷的影响最为显著, 低温和高温天气均会导致电力负荷增加^[14-15], 其非线性关系一般采用分段线性函数^[10, 16-17]或二次函数^[18]拟合, 但分别存在相邻回归区间跃变以及负荷对变暖或变冷响应相同的问题。文献^[19-21]发现, 负荷也与湿度、风速、辐射等相关且存在区域差异。针对这些问题, 提出了基于气候舒适度指数的非对称单谷曲线模型预测负荷变化^[22]。

极端温度事件对风电和光伏发电出力影响的研究主要利用历史温度数据辨识极端温度出现的日期, 再结合历史发电数据或将历史天气数据输入模型, 模拟极端温度和一般情况下的功率。对比两种天气下出力差异的相关研究在欧洲和中国均有开

展^[23-24]。对于水电, 因水库具有调蓄功能, 其日出力一般不会受单次极端天气显著影响, 但未来频发的强降雨和热浪天气会导致一段时间内的径流或蒸发增加, 进而改变水电出力的月度调度曲线。相关研究主要基于气候模式对温度、降水变化的模拟, 以水电站调度特性参数为约束, 采用优化方法分析水电功率变化^[25]。

极端温度事件对可再生能源发电的影响不是独立事件。因此, 其联合出力的置信区间无法由各类电源单独的置信区间叠加得到。多类型可再生能源的联合出力置信范围可采取点估计法、蒙特卡洛、稀疏高斯过程、概率分配法、时空马尔可夫链、Copula 函数、轨迹灵敏度分析和混沌多项式展开等 40 余种方法分析^[26]。其中, Copula 函数因其易于构造联合分布模型、能刻画变量间非线性关系, 在大空间尺度新能源联合出力的置信区间模拟中展现出优势^[26]。近年来, 也被成功运用于中国青海、新疆、江苏、贵州^[27-30]等地。

虽然有许多研究关注风光互补和优化^[31-36], 但目前尚未深入研究极端温度事件影响下的省域范围可再生能源发电的中长期变化及置信水平。为此, 本文提出了天气影响光伏出力的集成学习模型, 并结合近年来提出的天气影响负荷以及风电、水电出力模型, 针对中国频发的热浪和寒潮两种极端温度事件, 采用 Copula 函数计算多种电源出力的条件联

收稿日期: 2024-04-30; 修回日期: 2024-07-22。

上网日期: 2024-09-12。

国家电网有限公司科技项目(5100-202155466A-0-0-00)。

合概率,并以华北、西南典型省份为例,预估了中国“碳达峰”(2030年)时热浪和寒潮日的源荷特性及电力供需关系,为相关地区建立具有气候韧性的电力系统提供了理论依据。

1 考虑天气影响的电源和负荷模型

本文采取的研究框架如图1所示。首先,利用历史实测出力、负荷和气象数据,分别训练风电、光伏、水电出力模型以及负荷对气候要素的响应模型;然后,输入未来热浪、寒潮日的气候模拟数据,并根据 Copula 条件联合概率计算目标省份的综合电源出力曲线和负荷曲线及其置信区间。出力和负荷曲线之间围成的净面积差表示热浪、寒潮天气下的储能潜力或额外电力需求。

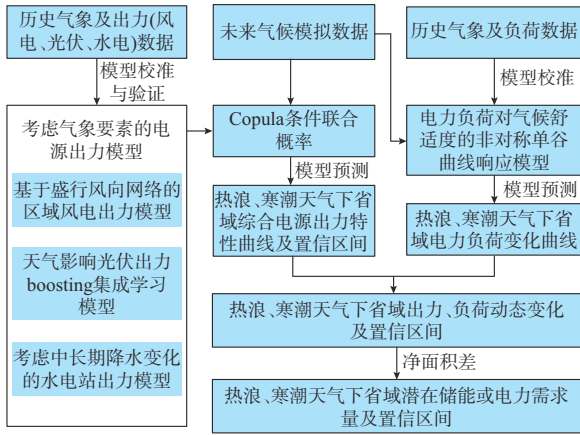


图1 研究框架及模型关联结构
Fig. 1 Research framework and model association structure

1.1 考虑气象要素的风电出力模型

考虑气象要素的风电出力模型来自新提出的基于盛行风向网络的区域风电出力模型^[24]。该模型考虑实际风电场所处的位置,根据各地的盛行风向(即各地出现频率最多的风向)配置每个风电场的排布朝向,结合 Jensen 尾流模型计算指定天气条件下风电场 j 的逐小时输出功率 $P_{w,j}$ 。最后,采用 Tukey 双权重加权得到区域平均风电出力 P_w 。

$$P_{w,j} = \sum_{i=1}^{N_{w,j}} \frac{1}{2} \eta_w \rho_{air} A_i V_{100i}^3 \quad (1)$$

$$P_w = \frac{\sum_{j=1}^{N_{WR}} \omega_j P_{w,j}}{\sum_{j=1}^{N_{WR}} \omega_j} \quad (2)$$

式中: $N_{w,j}$ 为风电场 j 中风机的数量; η_w 为风机综合效率; ρ_{air} 为空气密度; A_i 和 V_{100i} 分别为风机 i 处受上

游风机影响的扫风面积和100 m高度风速; N_{WR} 为区域内风电场数量; ω_j 为风电场 j 的 Tukey 权重系数。各项参数的计算过程详见文献[24]。

1.2 考虑气象要素的光伏出力模型

考虑气象要素的光伏出力模型采用 boosting 集成学习方法构建。boosting 是组合多个弱学习器形成一个强学习器的方法,属于机器学习中的集成学习。本文应用决策树回归为基础学习算法,初始时所有基础学习器对于每个观测值都有相同的权重,对于预测偏差较大的样本,在下一迭代中被赋予更高的权重,通过反复迭代该赋权重的过程提升预测精度。本文采用集成学习工具包(ensemble learning toolbox, ELT)实现 boosting 算法,运行迭代次数为50次。

建模时,首先根据光伏电池等效电路^[37]模拟理想辐射 I_r 、温度 T 条件下的输出功率 P_{sim} ,即

$$I = I_{ph} - I_s [e^{q(V+IR_s)/(NkT)} - 1] \quad (3)$$

$$I_{ph} = I_{ph0} \frac{I_r}{I_{r0}} + K_0 (T - T_0) \quad (4)$$

$$P_{sim} = \max(VI) \quad (5)$$

式中: I 为输出电流; I_{ph} 为光生电流; I_s 为二极管饱和电流; q 为单电子电荷量; V 为输出电压; R_s 为串联电阻; N 为二极管因子; k 为玻尔兹曼常数; I_{ph0} 为辐射 I_{r0} 和温度 T_0 条件下的输出电流; K_0 为短路电流温度系数。

在此基础上,加入相对湿度 H_R 和地表风速 V_a 等影响光伏效率的变量(分辨率为小时),利用 boosting 集成学习的方法构建以上要素与光伏电站历史实测输出功率 $P_{PV,0}$ 的预测模型。

$$P_{PV,m} = \sum_{l=1}^{50} \beta_l r (P_{PV,0}; P_{sim}, T, I_r, H_R, V_a) \quad (6)$$

式中: $P_{PV,m}$ 为单个光伏电站 m 的 boosting 模型模拟的光伏出力; l 为迭代序数; β_l 为第 l 次迭代下回归模型的权重系数; r 为基回归学习器。

最后,采用与风电场相同的 Tukey 加权方法分别计算光伏电站 m 的 Tukey 权重系数 ω_m ,并对区域内 N_{PVR} 个光伏电站的 boosting 模型输出功率加权求和,得到区域平均光伏出力 P_{PV} 。

$$P_{PV} = \frac{\sum_{m=1}^{N_{PVR}} \omega_m P_{PV,m}}{\sum_{m=1}^{N_{PVR}} \omega_m} \quad (7)$$

光伏模型校准和验证历史实测数据为中国邢台某光伏电站2018年7月至2019年6月的功率和天

气数据。该电厂光伏电池型号为 JAP60S01-270SC,装机容量为 15 MW,构建 boosting 集成学习模型时,以光伏电池等效电路模拟的输出功率、辐射、温度、风速和相对湿度为自变量,采用 4-fold 交叉验证。

1.3 考虑气象要素的水电出力模型

对于以发电为目标之一的多功能水库,规划目标是在特定时段内根据来水的时间变化建立合适的放水策略,以满足各部门用水需求。此时,水库优化的目标函数 F_R 表示为:

$$\min F_R = \sum_{t=1}^{N_T} \left(\frac{D_t - R_t}{D_{\max}} \right)^2 \quad (8)$$

$$S_{t+1} = S_t + I_t - R_t - L_t \quad (9)$$

$$S_{\min} \leq S_t \leq S_{\max} \quad (10)$$

$$R_{\min} \leq R_t \leq R_{\max} \quad (11)$$

$$L_t = f(A_t, T_t) \quad (12)$$

式中: N_T 为规划周期内时段总数; D_t 为 t 时段各部门需水量的总和; R_t 为 t 时段水库的放水量; D_{\max} 为单位时段的最大需水量; S_t 为 t 时段开始时水库的蓄水量; I_t 为 t 时段的来水量; L_t 为 t 时段由于蒸发导致的水量损失; S_{\min} 和 S_{\max} 分别为水库运行过程中的容量下限和上限; R_{\min} 和 R_{\max} 分别为水库运行过程中单位时段内放水量的下限和上限; f 表示 L_t 与水库在 t 时段的面积 A_t 和温度 T_t 的函数关系。

对于以发电为主要目标的水库,其规划目标是建立合适的放水策略使水库发电量尽可能多,或者尽量保证水库按装机容量运行。此时,水库发电优化的目标函数 F_S 表示为:

$$\min F_S = \sum_{t=1}^{N_T} \left(1 - \frac{P_{s,t}}{C_s} \right) \quad (13)$$

式中: C_s 为水电站装机容量; $P_{s,t}$ 为 t 时段水电站的出力。

水电站水库运行需同时满足式(8)一式(13)。 $P_{s,t}$ 的计算方法为:

$$P_{s,t} = \min \left(\frac{g\eta_s r_t}{E_s} \frac{h_t}{1000}, C_s \right) \quad (14)$$

式中: g 为重力加速度; η_s 为水电站的能量转换效率; r_t 为 t 时段水电站放水的平均流量; E_s 为水电站水能利用率; h_t 为 t 时段的有效水头,如式(15)所示。

$$h_t = \frac{H_t + H_{t+1}}{2} - T_{wl} \quad (15)$$

式中: H_t 为 t 时段开始时水库的水位高度; T_{wl} 为水库的尾水位高度。优化过程采用在水电站优化调度

中使用较多的带电粒子搜索方法求解^[38]。

1.4 电力负荷对气候舒适度的响应模型

电力负荷采用基于非对称单谷曲线和气候舒适度的电力负荷预测模型^[22]。该模型引入7种由温度主导,兼顾湿度、辐射、风速要素的气候舒适度指数^[39],分别构建一阶导数连续的四参数非对称单谷曲线量化电力负荷与气候舒适度指数之间的关系,结合区域气候特征选取验证效果最佳的气候舒适度指数用于预测,模型能够准确模拟变暖或变冷相同程度所对应电力负荷变化的差异。同时,预测的负荷曲线也不会随温度改变发生跃变。模型表征为:

$$P_{\text{load}} = \begin{cases} c_3(T_1 - c_1)^2 + c_2 & T_1 \leq c_1 \\ c_4(T_1 - c_1)^2 + c_2 & T_1 > c_1 \end{cases} \quad (16)$$

式中: P_{load} 为电力负荷的模拟值; T_1 为舒适度指数; c_1 为电力负荷最低时的舒适度指数; c_2 为电力负荷的最低值; c_3 和 c_4 分别为两段二次函数的二次项系数。各项参数的计算过程详见文献^[22]。

1.5 电源联合出力条件概率置信区间计算

风电、光伏、水电综合出力的条件联合概率采用 Copula 函数计算,该函数描述的是变量间的相关性,是一类以各自的边缘分布函数为自变量,并将其与联合分布函数连接在一起的函数。对于风电、光伏和水电出力变量 P_w 、 P_{pv} 和 P_s ,其边缘分布函数分别记为 $F_1(P_w)$ 、 $F_2(P_{pv})$ 和 $F_3(P_s)$,本文的边缘分布采用核函数拟合。根据 Sklar 定理,存在一个 Copula 函数 C 将各自的边缘分布函数 $F_1(P_w)$ 、 $F_2(P_{pv})$ 和 $F_3(P_s)$ 与联合分布函数 $F(P_w, P_{pv}, P_s)$ 连接起来,即

$$F(P_w, P_{pv}, P_s) = C(F_1(P_w), F_2(P_{pv}), F_3(P_s)) \quad (17)$$

常见的 Copula 函数有 Gumbel、Clayton 以及 Frank Copula 等,不同类型的 Copula 函数对变量间的相关性刻画不同。若只选用一种 Copula 函数来拟合数据,则仅能刻画变量之间的一种相关关系,无法准确描述变量之间同时存在的多种相关关系。因此,选取二元 Copula 函数描述风、光、水能出力的相互关系,则式(17)可展开为:

$$F(P_w, P_{pv}, P_s) = C_{12}(F_1(P_w), F_2(P_{pv})) \cdot C_{13}(F_1(P_w), F_3(P_s)) C_{23}(F_2(P_{pv}), F_3(P_s)) \quad (18)$$

式中: C_{12} 、 C_{13} 和 C_{23} 为二元 Copula 函数,分别由不同的权重参数构成。以 C_{12} 为例,有

$$C_{12}(F_1(P_W), F_2(P_{PV})) = \lambda_G C_G(F_1(P_W), F_2(P_{PV}); \theta_G) + \lambda_C C_C(F_1(P_W), F_2(P_{PV}); \theta_C) + \lambda_F C_F(F_1(P_W), F_2(P_{PV}); \theta_F) \quad (19)$$

式中： C_G 、 C_C 、 C_F 分别为二元 Gumbel、Clayton 和 Frank Copula 函数； λ_G 、 λ_C 、 λ_F 和 θ_G 、 θ_C 、 θ_F 分别为相应 Copula 函数的权重参数和相依参数，且满足 $0 \leq \lambda_G, \lambda_C, \lambda_F \leq 1$ ， $\lambda_G + \lambda_C + \lambda_F = 1$ ， $\theta_G \geq 1$ ， $\theta_C \geq 0$ ， $\theta_F \neq 0$ 。联合概率下，风、光、水等多种电源的综合出力置信区间采用多变量 Copula 分析工具箱^[40]进行参数估计。

2 气候数据及热浪和寒潮事件辨识

2.1 历史气象数据及未来气候变化情景

用于训练风、光、水电模型的历史气象数据来自欧洲中期天气预报中心的第5代再分析数据(the fifth generation atmospheric reanalysis from European centre for medium-range weather forecasts, ERA5)，时间分辨率为1 h，空间分辨率为0.25°^[41]。耦合模式比较计划第6阶段(coupled model intercomparison project phase 6, CMIP6)提供了各种标准情景，代表未来不同的社会经济环境和不同全球变暖程度下的各气候要素变化^[42]。考虑中国“双碳”目标下的长期规划和政策以及世界各国的减排行动，共享社会经济路径245(shared socioeconomic pathway 245, SSP245)情景与实际世界的变暖预测轨迹最为接近，该情景下21世纪末相对于工业化前全球平均气温升高约2.7℃。中国风机高度主要集中在80~120 m，CMIP6中只有基于欧洲中期天气预报中心数值天气预报的第3代地球系统(earth system model based on numerical weather prediction system of European centre for medium-range weather forecasts version 3, EC-Earth3)模式提供了高分辨率(6 h)下100 m风场的模拟结果。近期研究评估了CMIP6多模式对中国东部(105°E以东，包括本文选取的华北典型省份以及西南典型省份的东部)平均风速的模拟效果，EC-Earth3的相关系数在23个模式中排名第一^[43]。另外，EC-Earth3模式对中国华北、西南区域极端风速^[44]和温度变化^[45-48]的模拟效果也排在CMIP6多模式的前列^[44]，特别是对华北、西南地区寒潮变化的模拟能力排在所有模式之首^[47]。因此，为保证多种气象要素之间的物理关系匹配，本文未来情景下的气象数据全部使用EC-Earth3模式的结果，而且

选取华北、西南典型省份开展案例研究能够最大限度地降低未来气候变化模拟的不确定性。EC-Earth3中，2 m处气温、压强、湿度、辐射和10 m处风速的时间分辨率为3 h。因此，根据100 m处风速和10 m处风速的比例关系，将100 m处风速插值到3 h，EC-Earth3模拟数据也参照1979—2014年ERA5数据采用linear scaling方法^[49]进行偏差校正，对于空间分辨率不同的数据集，采用双线性插值方法统一到0.5°。

2.2 区域热浪和寒潮事件的定义

关于热浪和寒潮事件的定义存在多种标准，目前尚无统一定义^[50]。对于单一站点，中国气象局提出的高温日基本标准是日最高温度超过35℃，当高温日持续3 d或更长时，称为热浪。然而，这个固定的阈值在较大空间范围内对应着不同的温度百分位数，更合理的做法是基于相对阈值来定义高温天气，以反映区域气候差异^[51-53]。本节采用已有研究中的定义^[51]，区域高温日的判定标准为区域内第 a 日的平均日最高温度($T_{\max, a}$)超过98%分位数(T_{98})，区域高温日持续3 d或更长时间则定义为区域热浪事件，计算 H_w 值判断第 t_H 日是否为热浪日。

$$H_w = \sum_{i_H = t_H - 2}^{t_H} u \left[\sum_{a = i_H}^{i_H + 2} u(T_{\max, a} - T_{98}) - 2 \right] \quad (20)$$

式中： i_H 为日序数； u 为单位阶跃函数。当 $H_w > 0$ 时，第 t_H 日出现热浪事件。

对于单一站点，中国气象局提出第 b 日为寒潮日的基本标准是日最低温度($T_{\min, b}$)低于4℃，且在前24、48、72 h内降温至少分别达到8、10、12℃，计算 C_b 值判断第 b 日是否为寒潮日。

$$C_b = u(4 - T_{\min, b}) \left[u(T_{\min, b-1} - T_{\min, b} - 8^\circ\text{C}) + u(T_{\min, b-2} - T_{\min, b} - 10^\circ\text{C}) \prod_{i_c = b-1}^b u(T_{\min, i_c-1} - T_{\min, i_c}) + u(T_{\min, b-3} - T_{\min, b} - 12^\circ\text{C}) \prod_{i_c = b-2}^b u(T_{\min, i_c-1} - T_{\min, i_c}) \right] \quad (21)$$

式中： i_c 为日序数。当 $C_b > 0$ 时，第 b 日出现寒潮事件。当某地区内满足单站寒潮标准的站点超过一定阈值时，定义为区域寒潮事件，这个阈值对于中纬度地区可以是20%或30%^[54-55]，本研究中设定为20%，用于提取热浪和寒潮天气的程序已开源(<https://github.com/liuyang-y2003/hwcw>)。

3 算例分析

3.1 光伏模型验证

本文使用了多种预测模型分析风电、光伏发电、水电和负荷变化,其中,风电^[24]、水电^[38]和负荷^[22]使用的模型均来自新近的研究,已被证明有较好的模拟效果。本文以中国河北省邢台市某光伏电站作为验证对象,选取2018年7月—2019年6月的光伏电池板出力数据与气象数据作为算例数据,数据集的时间分辨率为15 min。将原始数据进行预处理后(剔除缺测值,时间分辨率平均至1 h),对新提出的考虑气象要素的光伏出力boosting集成学习模型开展验证。

河北省邢台市某光伏电站安装的JAP60S01-270SC光伏电池说明手册提供了2组测试曲线:第1组是25℃固定温度下辐射从200 W增至1 000 W(见图2(a)、(b)、(c));第2组是1 000 W固定辐射下温度从10℃增至70℃(见图2(d)、(e)、(f))。其中,

图2(a)、(b)和图2(d)、(e)分别显示了利用等效电路^[36]模拟这两组光伏出力的电流-电压和功率-电压变化曲线,模拟值与测试值吻合良好。图2(c)、(f)还显示了各光、热条件下最大输出功率模拟值相对于测试值的偏差百分比。当温度固定在25℃时,模拟出力偏差随辐射增加近似呈线性降低;辐射为200 W时偏差最大(1.42%),辐射每增加200 W偏差减小0.2%~0.3%;当辐射达到1 000 W时,偏差减小至0.47%(见图2(c))。当辐射固定在1 000 W时,模拟出力偏差随温度升高而增加,但没有明显的线性特征,温度在40℃以内时偏差约0.5%,而当温度达到55℃以上时,偏差跃变至约1%(见图2(f))。等效电路模拟的光伏功率与产品提供的测试曲线相比均略偏高,但偏差都未超出1.5%,包括低辐射或高温度的极端环境,这些结果说明等效电路对河北南部光伏理论出力的模拟效果较好,可用于进一步模拟光伏的真实出力。

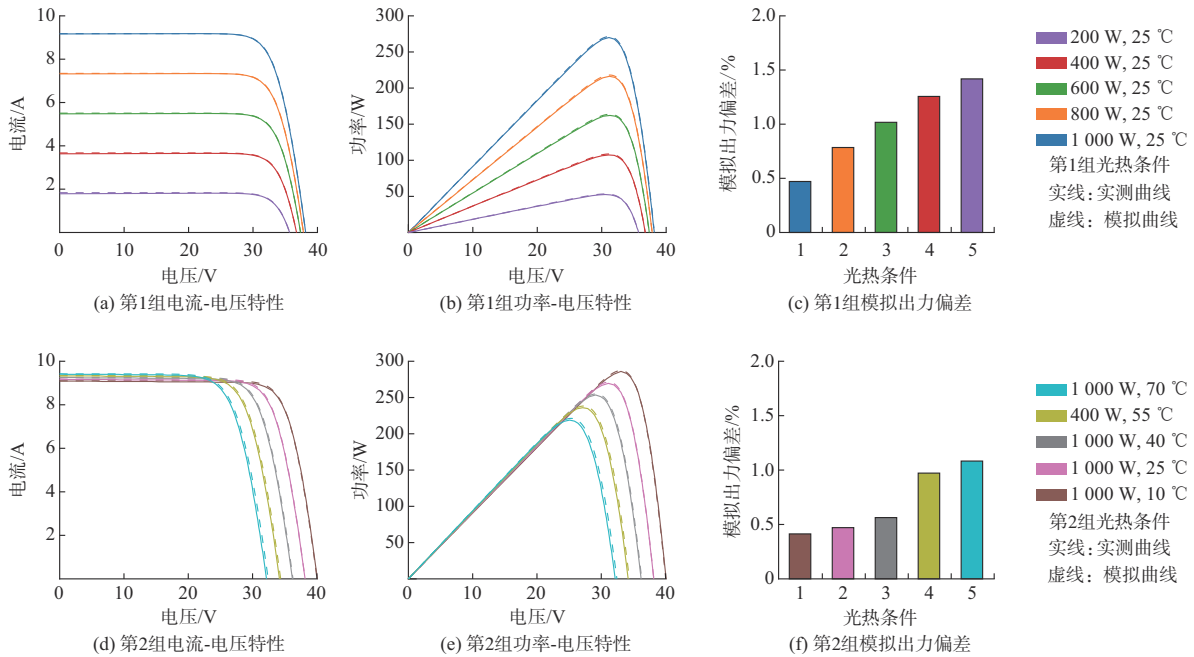


图2 两组不同环境条件下某光伏电池的模型验证结果

Fig. 2 Model verification results of a solar cell under two different environmental conditions

光伏实际运行中受多种环境因素影响,实际出力通常与理论出力存在偏差,本文使用boosting集成学习方法,以理论出力、辐射、温度、风速和相对湿度为自变量,预测光伏电站2018年7月—2019年6月的实际出力。作为对比,还采用随机森林(random forest)、随机子空间(random subspace)和stacking三种集成学习方法进行训练,所有4种方法的4-fold交叉验证结果如表1所示。

4种方法的预测方差解释量在0.935 5~0.959 4之间,没有显著差异;boosting、随机森林和随机子空间方法的均方根误差接近,在0.521 0~0.541 1 MW之间,显著优于stacking方法(0.557 0~0.600 0 MW);boosting的平均绝对误差在0.261 7~0.277 5 MW之间,显著优于其他3种方法(0.330 1~0.391 3 MW)。对比上述评价指标,boosting集成学习模型具有较好的预测能力和稳定性。

表1 4种集成学习模型预测光伏出力的4-fold交叉验证检验统计

Table 1 Cross-validation (4-fold) statistics of four ensemble learning models to predict photovoltaic power output

方法	验证集	预测方差解释量	均方根误差/ MW	平均绝对误差/ MW
本文方法 boosting	1	0.955 3	0.529 9	0.265 3
	2	0.958 3	0.521 0	0.269 5
	3	0.959 4	0.523 0	0.277 5
	4	0.958 0	0.535 9	0.261 7
随机森林	1	0.937 1	0.526 3	0.360 7
	2	0.935 5	0.541 1	0.380 6
	3	0.937 8	0.538 4	0.391 3
	4	0.938 1	0.539 8	0.383 6
随机子 空间	1	0.945 8	0.527 7	0.330 1
	2	0.945 2	0.534 0	0.339 9
	3	0.949 3	0.524 2	0.344 4
	4	0.947 6	0.534 7	0.344 8
stacking	1	0.951 4	0.557 0	0.358 8
	2	0.947 9	0.581 1	0.381 0
	3	0.945 3	0.600 0	0.381 7
	4	0.949 0	0.581 9	0.374 3

另外,对模型在极端温度下的模拟效果进行验证。算例选取2019年5月23日数据,据该市气象台发布的当日高温红色预警信号,预计下午南部部分县(市)最高气温将升至40℃以上,是典型的极端高温天气。由图3可知,模型逐小时预测与实测出力的对比结果显示,最大误差1.09 MW,出现在08:00,为装机量的7.27%,全天有2个时次实测出力偏离预测出力的70%置信区间以外,全天预测出力为实际出力的101.27%,说明模型能够较好地还原极端高温天气条件下的光伏出力特性。

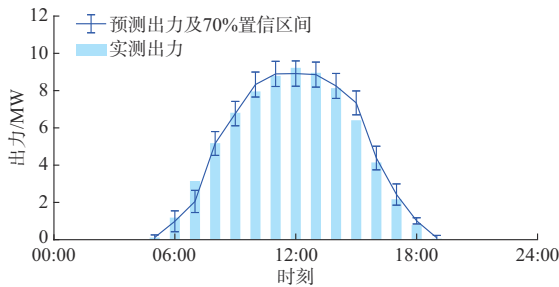


图3 某光伏电站极端高温日预测与实际出力对比
Fig. 3 Comparison of predicted and actual power output on an extreme hot day in a PV station

3.2 “碳达峰”后南北方典型省份热浪和寒潮日的源荷特性分析

结合电力系统的中长期规划和SSP245情景的

未来气候变化模拟,进一步分析了2030年中国华北和西南区域典型省份在热浪日和寒潮日的源荷联合特性,其中,风电、光伏发电、水电出力以及负荷和储能的置信区间按照本文提出的模型计算。虽然火电占比呈下降趋势,但其到2030年仍是重要的电力组成部分,故也纳入综合电源出力的范畴。需注意的是,火电因天气原因导致的出力波动远小于风力和光伏发电,未来由新能源主导的电力系统中,火电机组将承担更多系统调节的保障作用^[56]。因此,本文在计算综合电源出力时,火电按平均出力计(装机量取2030年规划值,平均出力百分比根据2021年该省火电实际发电量与满发理论电量的比值计算)。在此条件下,出力曲线低于负荷曲线表示火电按平均态出力时电力供不应求,其不足的功率(即电力需求)可由火电提高出力或储能保障;相反,出力曲线高于负荷曲线表示火电按平均态出力时电力供大于求,火电多发的部分(即储能潜力)可以输送至储能充电单元或者通过降低火电出力实现电力电量平衡。

如图4所示,对于华北典型省份,预计2030年热浪日相较一般日风电平均出力减少3.22%,光伏平均出力增加24.33%,综合出力增加4.27%,负荷增加6.49%;考虑源荷的综合置信区间和动态变化,热浪日仅中午时段发电量可满足电力负荷,储能最大潜力为28 GW,出现在12:00,电力最大需求为57 GW,发生在21:00。寒潮日相较一般日风电平均出力增加28.13%,光伏平均出力减少23.43%,综合出力增加1.57%,负荷增加4.60%;考虑源荷的综合置信区间和动态变化,寒潮日多数时段发电量不能满足电力负荷,储能最大潜力为16 GW,出现在12:00,电力最大需求为58 GW,发生在18:00。

如图5所示,对于西南典型省份,预计2030年热浪日相较一般日风电平均出力减少5.12%,光伏平均出力增加20.58%,综合出力增加1.59%,负荷增加38.10%;考虑源荷的综合置信区间和动态变化,热浪日仅凌晨至上午时段发电量可满足电力负荷,储能最大潜力为43 GW,出现在04:00,电力最大需求为53 GW,发生在22:00。寒潮日相较一般日风电平均出力增加4.89%,光伏平均出力减少3.54%,综合出力减少0.08%,负荷增加4.86%;考虑源荷的综合置信区间和动态变化,寒潮日多数时段发电量能满足电力负荷,储能最大潜力为50 GW,出现在13:00,电力最大需求为5 GW,发生在19:00。

图4、图5中的阴影或误差线均表示70%置信区间。

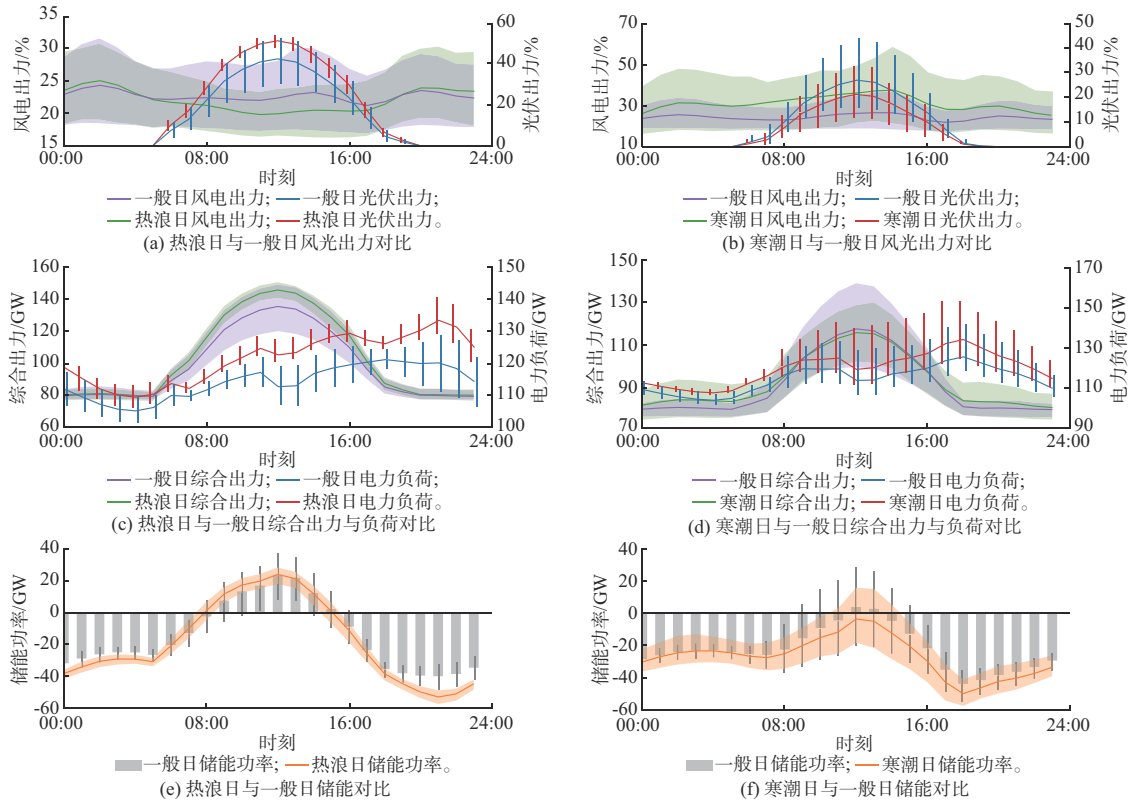


图 4 华北某省 2030 年热浪日和寒潮日电源-负荷-储能特性的日变化曲线

Fig. 4 Daily variation profile of power generation-load-energy storage characteristics on heat wave days and cold wave days for a typical province in North China in 2030

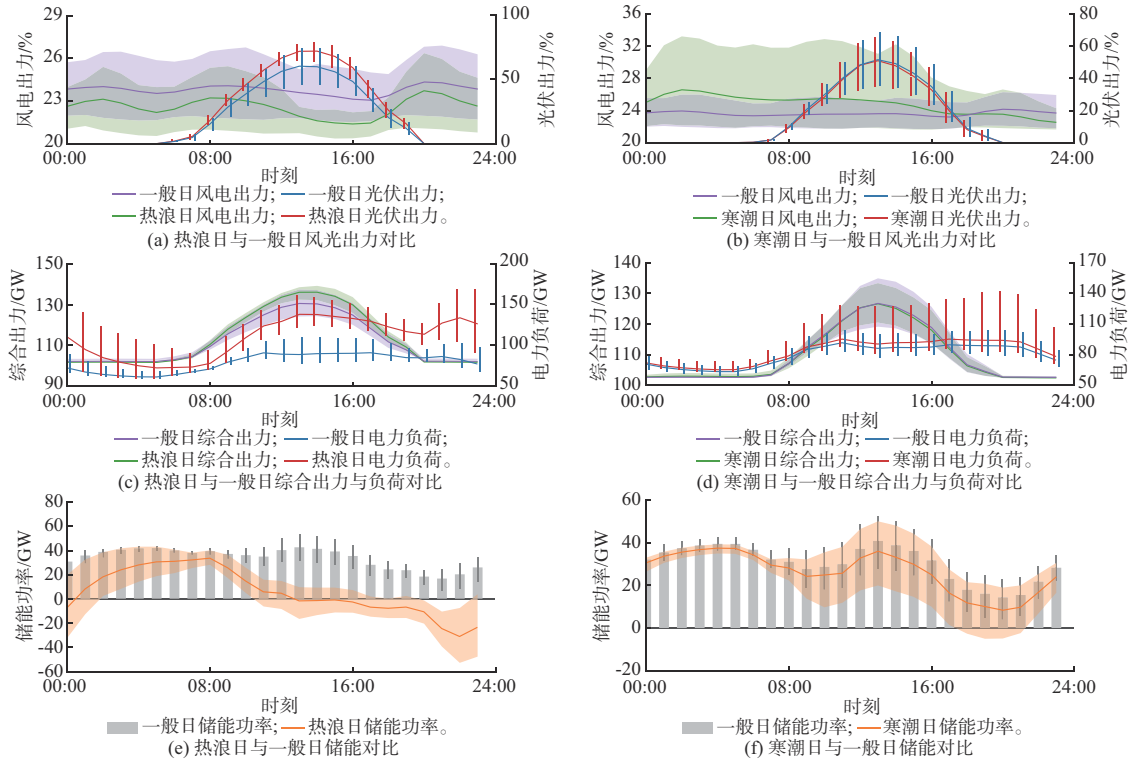


图 5 西南某省 2030 年热浪日和寒潮日电源-负荷-储能特性的日变化曲线

Fig. 5 Daily variation profile of power generation-load-energy storage characteristics on heat wave days and cold wave days for a typical province in Southwest China in 2030

4 结语

本文提出了天气影响光伏出力的集成学习模型,并采用中国河北省邢台市某光伏电站 JAP60S0 1-270SC 型太阳能电池的实测数据进行验证,在温度为 25~70 °C、辐射为 200~1 000 W 测试环境下,输出功率误差不超过 1.5%,且能较好地模拟实际极端天气下的光伏出力,日平均出力误差为 1.27%。在多种机器学习模型中,boosting 方法对光伏功率预测的效果更好,主要表现在平均绝对误差指标上,其值(<0.2775 MW)显著低于随机森林、随机子空间和 stacking 三种方法(0.330 1~0.391 3 MW)。在此基础上,结合近年来提出的天气影响负荷以及风电、水电出力模型,采用 Copula 函数计算多种电源出力的条件联合概率,对中国华北、西南典型省份“碳达峰”(2030年)时热浪、寒潮天气下电力源荷变化特性进行了分析,结果可为相关区域极端温度事件下的电力调度提供参考。

需要注意的是,因核电、生物质能等在算例省份中占比极小,本文未计及综合电源出力。若研究区域为核电等能源占比较高的省份,则必须考虑在内。另外,区域间可再生能源互补融合和互联互通可能进一步增强极端温度事件影响下的电力负荷保证率,相关研究可在本文工作基础上进一步开展。

参考文献

- [1] OLABI A G, ALI ABDELKAREEM M. Renewable energy and climate change [J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2022, 158: 112111.
- [2] LEI Y D, WANG Z L, WANG D Y, et al. Co-benefits of carbon neutrality in enhancing and stabilizing solar and wind energy[J]. *Nature Climate Change*, 2023, 13: 693-700.
- [3] 魏泓屹,卓振宇,张宁,等.中国电力系统碳达峰·碳中和转型路径优化与影响因素分析[J].*电力系统自动化*,2022,46(19): 1-12.
WEI Hongyi, ZHUO Zhenyu, ZHANG Ning, et al. Transition path optimization and influencing factor analysis of carbon emission peak and carbon neutrality for power system of China [J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2022, 46 (19) : 1-12.
- [4] 张沈习,王丹阳,程浩忠,等.双碳目标下低碳综合能源系统规划关键技术及挑战[J].*电力系统自动化*,2022,46(8):189-207.
ZHANG Shenxi, WANG Danyang, CHENG Haozhong, et al. Key technologies and challenges of low-carbon integrated energy system planning for carbon emission peak and carbon neutrality [J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2022, 46 (8) : 189-207.
- [5] WANG Y J, WANG R, TANAKA K, et al. Accelerating the energy transition towards photovoltaic and wind in China [J]. *Nature*, 2023, 619(7971): 761-767.
- [6] HASAN K, YOUSUF S B, TUSHAR M S H K, et al. Effects of different environmental and operational factors on the PV performance: a comprehensive review [J]. *Energy Science & Engineering*, 2022, 10(2): 656-675.
- [7] 胡博,谢开贵,邵常政,等.双碳目标下新型电力系统风险评述:特征、指标及评估方法[J].*电力系统自动化*,2023,47(5):1-15.
HU Bo, XIE Kaigui, SHAO Changzheng, et al. Commentary on risk of new power system under goals of carbon emission peak and carbon neutrality: characteristics, indices and assessment methods[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2023, 47 (5): 1-15.
- [8] WÖRMAN A, PECHLIVANIDIS I, MEWES D, et al. Spatiotemporal management of solar, wind and hydropower across continental Europe [J]. *Communications Engineering*, 2024, 3(1): 3.
- [9] HU T, SUN Y. Projected changes in extreme warm and cold temperatures in China from 1.5 to 5 °C global warming [J]. *International Journal of Climatology*, 2020, 40 (8) : 3942-3953.
- [10] WANG Y P, BIELICKI J M. Acclimation and the response of hourly electricity loads to meteorological variables [J]. *Energy*, 2018, 142: 473-485.
- [11] 钟海旺,张广伦,程通,等.美国德州2021年极寒天气停电事故分析及启示[J].*电力系统自动化*,2022,46(6):1-9.
ZHONG Haiwang, ZHANG Guanglun, CHENG Tong, et al. Analysis and enlightenment of extremely cold weather power outage in Texas, U. S. in 2021 [J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2022, 46(6): 1-9.
- [12] 倪宇凡,郑漳华,冯利民,等.近年来国外严重停电事故对我国构建新型电力系统的启示[J].*电器与能效管理技术*,2023(5): 1-8.
NI Yufan, ZHENG Zhanghua, FENG Limin, et al. Power outages abroad in recent years and lessons to build new power system in China [J]. *Electrical & Energy Management Technology*, 2023(5): 1-8.
- [13] 刘喆,王飞,韩钦梅,等.2022年长江上游流域严重干旱对三峡水电站水力发电的影响分析[J].*气候变化研究进展*,2024,20(1):37-47.
LIU Zhe, WANG Fei, HAN Qinmei, et al. Analysis of the impact of severe drought in the upper Yangtze River basin on the hydroelectricity production of the Three Gorges Hydropower Station in 2022 [J]. *Climate Change Research*, 2024, 20(1) : 37-47.
- [14] ZHOU Y L, ZHU D, CHEN H, et al. Deep learning-based neural networks for day-ahead power load probability density forecasting [J]. *Environmental Science and Pollution Research*, 2023, 30(7): 17741-17764.
- [15] 李艳,徐卫立,裴顺强,等.基于逐步回归和SVR方法的上海夏

- 季日最大电力负荷的模拟研究[J]. 气象与环境科学, 2021, 44(4): 1-7.
- LI Yan, XU Weili, PEI Shunqiang, et al. Simulation study on the summer daily maximum electric load in Shanghai based on stepwise regression analysis and SVR method [J]. Meteorological and Environmental Sciences, 2021, 44(4): 1-7.
- [16] CHEN H, YAN H B, GONG K, et al. How will climate change affect the peak electricity load? Evidence from China [J]. Journal of Cleaner Production, 2021, 322: 129080.
- [17] 兰辉, 于佳卉, 曹经福, 等. 基于温湿效应的日用电量分段方法与预测效果初探[J]. 气象, 2021, 47(7): 872-879.
- LAN Hui, YU Jiahui, CAO Jingfu, et al. Study on segmental method and prediction effect of daily electricity load based on temperature and humidity [J]. Meteorological Monthly, 2021, 47(7): 872-879.
- [18] 刘静, 王丽娟, 成丹, 等. 武汉市电力负荷特征及其与气象因子的关系[J]. 暴雨灾害, 2023, 42(2): 232-240.
- LIU Jing, WANG Lijuan, CHENG Dan, et al. Characteristics of power load in Wuhan and its relationship with meteorological factors [J]. Torrential Rain and Disasters, 2023, 42(2): 232-240.
- [19] 张翠华, 王建业. 气象要素对最热月用电量的影响[J]. 气候变化研究快报, 2021(2): 130-135.
- ZHANG Cuihua, WANG Jianye. Influence of meteorological elements on electricity consumption in the hottest month [J]. Climate Change Research Letters, 2021(2): 130-135.
- [20] 贺莉薇, 任永建, 夏青. 不同舒适度指数在最大电力负荷预测中的应用[J]. 干旱气象, 2021, 39(6): 1031-1038.
- HE Liwei, REN Yongjian, XIA Qing. Application of different comfort indexes in maximum electric power load forecasting [J]. Journal of Arid Meteorology, 2021, 39(6): 1031-1038.
- [21] 廖春花, 罗潇, 谢睿恒, 等. 基于气象因子的长沙市日最大电力负荷预测对比研究[J]. 自然灾害学报, 2023, 32(1): 183-190.
- LIAO Chunhua, LUO Xiao, XIE Ruiheng, et al. Comparative study on the forecast of the maximum daily electric load in Changsha City based on meteorological factors [J]. Journal of Natural Disasters, 2023, 32(1): 183-190.
- [22] BAI J, XU Y P, SHI H B, et al. A weather-induced power load forecasting method based on asymmetric single valley curves [C]// 2023 2nd Asian Conference on Frontiers of Power and Energy (ACFPE), October 20-22, 2023, Chengdu, China: 399-405.
- [23] BRAS T A, SIMOES S G, AMORIM F, et al. How much extreme weather events have affected European power generation in the past three decades? [J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2023, 183: 113494.
- [24] LIU Y, BAI J. Daily variation and regional differences in wind power output during heat and cold wave days in China [J]. International Transactions on Electrical Energy Systems, 2023, 2023: 8828093.
- [25] WANG Yueyang, ZHANG Jianyun, NING Zhongrui, et al. Effects of climate change on inflow and small hydropower generation in southern China [J]. Hydro-Science and Engineering, 2024(2): 1-9.
- [26] HAKAMI A M, HASAN K N, ALZUBAIDI M, et al. A review of uncertainty modelling techniques for probabilistic stability analysis of renewable-rich power systems [J]. Energies, 2022, 16(1): 112.
- [27] 肖白, 吕丹琪, 张舒捷, 等. 基于 Markov 链和 Copula 理论的风光联合输出功率率时间序列模拟生成方法[J]. 现代电力, 2020, 37(3): 245-254.
- XIAO Bai, LV Danqi, ZHANG Shujie, et al. Simulation methods to generate time series for joint wind and photovoltaic power output based on Markov chain and Copula theory [J]. Modern Electric Power, 2020, 37(3): 245-254.
- [28] WANG Z L, ZHU H Y, ZHANG D D, et al. Modelling of wind and photovoltaic power output considering dynamic spatio-temporal correlation [J]. Applied Energy, 2023, 352: 121948.
- [29] 宋宇, 李涵. 基于核密度估计和 Copula 函数的风、光出力场景生成[J]. 电气技术, 2022(1): 56-63.
- SONG Yu, LI Han. Typical scene generation of wind and photovoltaic power output based on kernel density estimation and Copula function [J]. Electrical Engineering, 2022(1): 56-63.
- [30] LI Q S, ZHANG Y, CHENG F, et al. Generation expansion planning for Guizhou Province based on the complementary characteristics of wind and solar [J]. Energy Reports, 2022, 8: 574-584.
- [31] LIU L B, WANG Z, WANG Y, et al. Optimizing wind/solar combinations at finer scales to mitigate renewable energy variability in China [J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2020, 132: 110151.
- [32] RUGGLES T H, CALDEIRA K. Wind and solar generation may reduce the inter-annual variability of peak residual load in certain electricity systems [J]. Applied Energy, 2022, 305: 117773.
- [33] WESCHENFELDER F, DE NOVAES PIRES LEITE G, ARAÚJO DA COSTA A C, et al. A review on the complementarity between grid-connected solar and wind power systems [J]. Journal of Cleaner Production, 2020, 257: 120617.
- [34] 乔延辉, 韩爽, 许彦平, 等. 基于天气分型的风光出力互补性分析方法[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(2): 82-88.
- QIAO Yanhui, HAN Shuang, XU Yanping, et al. Analysis method for complementarity between wind and photovoltaic power outputs based on weather classification [J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(2): 82-88.
- [35] PEDRUZZI R, SILVA A R, SOARES DOS SANTOS T, et al. Review of mapping analysis and complementarity between solar and wind energy sources [J]. Energy, 2023, 283: 129045.
- [36] KAPICA J, CANALES F A, JURASZ J. Global atlas of solar and wind resources temporal complementarity [J]. Energy

- Conversion and Management, 2021, 246: 114692.
- [37] GONZÁLEZ-LONGATT F M. Model of photovoltaic module in Matlab [C]// 2nd Latin American Student Congress of Electrical Engineering and Computer Science, April 3-7, 2006, Puerto la Cruz, Venezuela: 1-5.
- [38] ASADIEH B, AFSHAR A. Optimization of water-supply and hydropower reservoir operation using the charged system search algorithm[J]. Hydrology, 2019, 6(1): 5.
- [39] YAN Y C, XU Y Y, YUE S P. A high-spatial-resolution dataset of human thermal stress indices over South and East Asia [J]. Scientific Data, 2021, 8(1): 229.
- [40] SADEGH M, RAGNO E, AGHAKOUCHAK A. Multivariate Copula Analysis Toolbox (MvCAT): describing dependence and underlying uncertainty using a Bayesian framework [J]. Water Resources Research, 2017, 53(6): 5166-5183.
- [41] HERBACH H, BELL B, BERRISFORD P, et al. The ERA5 global reanalysis [J]. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society, 2020, 146(730): 1999-2049.
- [42] O'NEILL B C, KRIEGLER E, EBI K L, et al. The roads ahead: Narratives for shared socioeconomic pathways describing world futures in the 21st century [J]. Global Environmental Change, 2017, 42: 169-180.
- [43] ZHA J L, SHEN C, ZHAO D M, et al. Slowdown and reversal of terrestrial near-surface wind speed and its future changes over Eastern China [J]. Environmental Research Letters, 2021, 16(3): 034028.
- [44] ZHA J L, SHEN C, WU J, et al. Evaluation and projection of changes in daily maximum wind speed over China based on CMIP6[J]. Journal of Climate, 2023, 36(5): 1503-1520.
- [45] SONG S F, YAN X D. Evaluation of events of extreme temperature change between neighboring days in CMIP6 models over China [J]. Theoretical and Applied Climatology, 2022, 150(1): 53-72.
- [46] 王双双, 谢文强, 延晓冬. CMIP6 模式对中国气温日较差的模拟能力评估[J]. 气候与环境研究, 2022, 27(1): 79-93.
WANG Shuangshuang, XIE Wenqiang, YAN Xiaodong. Evaluation on CMIP6 model simulation of the diurnal temperature range over China [J]. Climatic and Environmental Research, 2022, 27(1): 79-93.
- [47] 宋帅峰, 延晓冬. CMIP6 全球气候模式对中国冬季寒潮频次模拟能力的评估[J]. 气候与环境研究, 2022, 27(1): 33-49.
SONG Shuaifeng, YAN Xiaodong. Evaluation of CMIP6 models performance for winter cold wave frequency in China [J]. Climatic and Environmental Research, 2022, 27(1): 33-49.
- [48] 杨明鑫, 肖天贵, 李勇, 等. CMIP6 模式对我国西南地区夏季气候变化的模拟和预估[J]. 高原气象, 2022, 41(6): 1557-1571.
YANG Mingxin, XIAO Tiangui, LI Yong, et al. Evaluation and projection of climate change in southwest China using CMIP6 models [J]. Plateau Meteorology, 2022, 41(6): 1557-1571.
- [49] TEUTSCHBEIN C, SEIBERT J. Bias correction of regional climate model simulations for hydrological climate-change impact studies: review and evaluation of different methods [J]. Journal of Hydrology, 2012, 456: 12-29.
- [50] DING T, QIAN W H, YAN Z W. Changes in hot days and heat waves in China during 1961—2007 [J]. International Journal of Climatology, 2010, 30(10): 1452-1462.
- [51] XU Z W, FITZGERALD G, GUO Y M, et al. Impact of heatwave on mortality under different heatwave definitions: a systematic review and meta-analysis [J]. Environment International, 2016, 89: 193-203.
- [52] YOU Q L, JIANG Z H, KONG L, et al. A comparison of heat wave climatologies and trends in China based on multiple definitions [J]. Climate Dynamics, 2017, 48(11): 3975-3989.
- [53] YANG J, YIN P, SUN J M, et al. Heatwave and mortality in 31 major Chinese cities: definition, vulnerability and implications [J]. The Science of the Total Environment, 2019, 649: 695-702.
- [54] LI H H Y, LIN S, WANG Y P, et al. Characteristics of cold wave activities in Beijing-Tianjin-Hebei region from 1961 to 2017 [J]. Journal of Arid Meteorology, 2022, 40(1): 41-48.
- [55] MA N, HE L Y, LIANG S J, et al. Low-frequency characteristics of winter-time cold air activity in the Beijing-Tianjin-Hebei region and the impacts of low-frequency variation of the Siberian High [J]. Acta Geographica Sinica, 2020, 75(3): 485-496.
- [56] 吴珊, 边晓燕, 张菁娴, 等. 面向新型电力系统灵活性提升的国内外辅助服务市场研究综述 [J]. 电工技术学报, 2023, 38(6): 1662-1677.
WU Shan, BIAN Xiaoyan, ZHANG Jingxian, et al. A review of domestic and foreign ancillary services market for improving flexibility of new power system [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2023, 38(6): 1662-1677.
-
- 白 捷(1991—), 女, 硕士, 工程师, 主要研究方向: 电力系统规划与新能源生产模拟仿真技术。E-mail: baijie@epri.sgcc.com.cn
- 秦晓辉(1979—), 男, 博士, 教授级高级工程师, 主要研究方向: 电网规划、电力系统分析及半波长输电技术。E-mail: qinxh@epri.sgcc.com.cn
- 丁保迪(1991—), 男, 硕士, 工程师, 主要研究方向: 电力系统运行模拟、微电网运行控制及能量管理。E-mail: dingbaodi@epri.sgcc.com.cn
- 刘 洋(1991—), 男, 通信作者, 博士, 副研究员, 主要研究方向: 可再生能源与气候变化。E-mail: liu_yang@igsnr.ac.cn

(编辑 章黎)

Simulation and Analysis of Medium- and Long-term Changes and Confidence Intervals in Power Sources and Loads Under Heat Waves and Cold Waves

BAI Jie¹, QIN Xiaohui¹, DING Baodi¹, ZHAO Mingxin¹, LIU Yang²

(1. China Electric Power Research Institute, Beijing 100192, China;

2. Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, Chinese Academy of Sciences, Key Laboratory of Land Surface Pattern and Simulation, Beijing 100101, China)

Abstract: The climate change is intensifying, while the daily variation characteristics and relationships of wind, photovoltaic, and other renewable energy outputs and loads under regional-scale extreme temperature events remain unclear. Therefore, this paper uses independent models to simulate the impact of weather on load and wind, photovoltaic, and hydro power outputs. The joint probability and confidence intervals of outputs are calculated using Copula functions. Based on climate model data, the daily variation characteristics of power output and load as well as the power supply-demand relationship are estimated under heat waves and cold waves in typical provinces of North China and Southwest China by 2030, the target year for China's carbon emission peak. A novel boosting ensemble learning model is proposed to predict the impact of weather on photovoltaic output, and calibrated with historical measured data. The validation shows that the model achieves a mean daily output error of 1.27% under actual extreme weather conditions, and the mean absolute error is significantly lower than other ensemble learning methods. The medium- and long-term forecast indicates that in 2030, typical provinces in North China and Southwest China are prone to experience power supply shortages during the evening hours of days under heat waves and cold waves, and indicators such as peak values and time of power supply and demand under extreme temperature events in the relevant regions in the future are given.

This work is supported by State Grid Corporation of China (No. 5100-202155466A-0-0-00).

Key words: photovoltaic power generation; heat wave; cold wave; extreme weather; source-load characteristic; confidence interval; power supply and demand

