

引用格式:张震,肖莺,任永建,等.基于气象因子的EEMD-BP方法在电网用电量预测中的应用[J].南方能源建设,2024,11(1):122-132. ZHANG Zhen, XIAO Ying, REN Yongjian, et al. Application of EEMD-BP method based on meteorological factors in grid electricity consumption forecast [J]. Southern energy construction, 2024, 11(1): 122-132. DOI: 10.16516/j.ceec.2024.1.13.

基于气象因子的EEMD-BP方法在电网用电量预测中的应用

张震¹, 肖莺^{2,✉}, 任永建^{1,3}, 陈正洪¹

(1. 湖北省气象服务中心, 湖北 武汉 430205;

2. 武汉区域气候中心, 湖北 武汉 430205;

3. 成都信息工程大学, 四川 成都 610225)

摘要: [目的]随着风能、太阳能等清洁能源快速发展,电力系统的能源结构发生了重大变化,这使得电网安全运行的不确定性增大,也给精准用电量预测带来了新的挑战。电网用电量受众多因子的影响,而气象因子的影响显著,因此,分析气象因子对用电量精细化预测的影响显得尤为重要。[方法]利用2017年逐日用电量以及最高气温、平均气温、最低气温、气压、相对湿度、风速等气象数据,采用集合模态经验分解(EEMD)和BP神经网络组合预测方法,探讨气象因子对集合模态经验分解回归模型(EEMD-BP)方法预测用电量的影响。[结果]研究发现,平均气温、最高气温、最低气温、气压和相对湿度与用电量序列经EEMD分解后的低频分量存在较好的相关关系,而与高频分量和周期分量的相关性较弱。[结论]利用BP回归模型预测的用电量与实况误差较大,引进气象因子后,EEMD-BP得出的预测准确率有了明显的提高。研究表明,基于气象因子的EEMD-BP组合预测方法可有效提高用电量预测的准确率,可为完善短期用电量预测方法提供有效的技术支持。

关键词: 集合模态经验分解; 用电量; 气象因子; 精细化预测; 回归模型

中图分类号: TM7; TK01+9

文献标志码: A

文章编号: 2095-8676(2024)01-0122-11

DOI: 10.16516/j.ceec.2024.1.13

OA: <https://www.energychina.press/>



论文二维码

Application of EEMD-BP Method Based on Meteorological Factors in Grid Electricity Consumption Forecast

ZHANG Zhen¹, XIAO Ying^{2,✉}, REN Yongjian^{1,3}, CHEN Zhenghong¹

(1. Hubei Meteorological Service Center, Wuhan 430205, Hubei, China;

2. Wuhan Regional Climate Center, Wuhan 430205, Hubei, China;

3. Chengdu University of Information Technology, Chengdu 610225, Sichuan, China)

Abstract: [Introduction] The rapid development of clean energy sources, such as wind and solar power, has led to significant changes in the energy structure of the power system, which consequently has increased uncertainty in safe grid operation and imposed new challenges in accurately forecasting electricity consumption. Among the numerous influencing factors on grid electricity consumption, meteorological factors exert a significant impact. Therefore, it is imperative to analyze the influence of meteorological factors on the refined forecast of grid electricity consumption. [Method] The influence of meteorological factors on electricity consumption was investigated, based on the daily electricity consumption data and meteorological elements in 2017, including the maximum temperature,

收稿日期: 2023-05-15 修回日期: 2023-06-16

基金项目: 国家重点研发计划资助项目“风电场局地生态气候效应事实、机理及参数化方法研究”(2018YFB1502801); 湖北省气象局重点资助项目“基于智能网格产品的电网用电负荷预测精细化关键技术研究”(2019Z08)

average temperature, minimum temperature, atmospheric pressure, relative humidity and wind speed, and using the combined method of ensemble empirical mode decomposition (EEMD) and back-propagation (BP) neural networks. [Result] This study reveals a significant correlation between the average temperature, maximum temperature, minimum temperature, atmospheric pressure, and relative humidity with the low-frequency component of the electricity consumption series processed by EEMD, and an insignificant correlation with the high-frequency component and periodic component. [Conclusion] The electricity consumption forecast using the BP regression model exhibits considerable deviations when compared to the actual status. The electricity consumption forecast by the EEMD-BP regression model shows a significant improvement in accuracy, attributed to the incorporation of meteorological factors, indicating that the combined forecast method of EEMD-BP based on meteorological factors effectively enhances the accuracy of electricity consumption forecast. Consequently, it can serve as an effective technical support for improving short-term electricity consumption forecast methods.

Key words: ensemble empirical mode decomposition; electricity consumption; meteorological factors; refined forecast; regression model
2095-8676 © 2024 Energy China GEDI. Publishing services by Energy Observer Magazine Co., Ltd. on behalf of Energy China GEDI. This is an open access article under the CC BY-NC license (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/>).

0 引言

在气候变暖的背景下,随着经济社会的发展,人们对能源需求和依赖程度不断提高,对能源的使用方式和利用效率提出了更高的要求。在风能、太阳能等清洁能源高速发展的今天,电力系统的能源结构发生了巨大变革,加之因提高能源利用效率而引发的电力市场改革不断深入,这些给电网安全运行增加了较大的不确定性,同时带来了新的挑战。然而,由于社会运转速度的不断加快和信息量的膨胀,使准确的用电量预测变得愈加困难^[1]。因此,准确开展电网用电量的预测,掌握电网安全运行区间是新形势下电网安全运行的基础^[2]。

电网用电量作为电网系统中的一个至关重要的变量,对于指导电力系统规划、运行、控制、稳定都有重大的影响。由于电网系统是一个复杂的、非线性的耦合系统,用电量的时间序列一般也具有非线性、非平稳的特点。传统电力系统短期用电量预测方法主要包括时间序列^[3]、回归分析^[4]、灰色模型^[5]、相似日、负荷求导等;但传统预测方法一般忽略了电网系统具有的随机、突发和混沌等特性,导致预测结果与实际需求有一定的差距。近年来,随着机器学习、深度学习应用领域的拓展,以神经网络、支持向量机^[6-8]、小波分析等为代表的机器学习方法^[9-10]更多地短期用电量预测中得到应用。神经网络这种类型的机器学习方法的优势在于:不需要对输入变量做复杂的假设,可以模拟多个变量;利用输入变量在训练过程中,通过学习来抽取和逼近隐含的输入和输出变量之间非线性关系^[11]。

由于传统时间序列分析方法要求数据的线性和平稳性,因此,很难得到具有明确物理意义的结果。为有效解决这一问题,Huang等^[12]最早提出经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)的方法,可以将复杂的时间序列分解为具有不同特征尺度的时间序列,即本征模函数(Intrinsic Mode Function, IMF),得到的趋势项是一个单调函数或仅有一个极值的函数。但是,由于有些信号具有间歇性,出现模态混合,导致分解出的IMF分量缺乏一定的物理意义。Wu和Huang^[13]在EMD方法的基础上,发展了集合经验模态分解(Ensemble Empirical Mode Decomposition, EEMD)对EMD方法进行了改进,在原始信号中加入白噪声并进行多次EMD分解,以消除EMD中存在的模态混合。

EEMD是一种近年来发展的时间上局部的自适应时间序列分析技术,适用于分析非线性、非平稳的时间序列^[14]。近年来,国内学者应用EEMD方法开展了有关气候变化的研究工作,如旱涝变化^[15]、热带风暴^[16]及其影响机制、节气变化^[14]、气温^[17-18]和降水变化^[19]、全球气候模式的模拟研究^[20]。同时,EEMD方法在风电场风电功率预测^[21-22]、光伏电站短期发电功率预测^[23-24]及径流的变化研究^[25]中也得到了较好的应用。

近年来,国内学者利用EEMD方法开展电网负荷和电量预测研究^[26-27],并取得了较多有意义的成果,组合预测方法已经被证明是一种可以提高预测精度的有效方法^[28-29]。有学者探索了EEMD-BP方法在电网负荷和用电量预测中的应用,研究表明,EEMD-

BP 组合预测方法比 BP 预测方法可有效减小预测误差^[30]。众多学者的研究表明,用电量受经济发展水平、气象因子、电价、节假日、工农业结构等众多因子的影响^[31],但气象因子的影响尤为显著^[32-36]。前人的研究多集中在 EEMD 与其他方法组合预测对负荷和用电量预测的改进效果,但气象条件在组合预测中对预测精度的影响分析相对较少。因此,在前人研究的基础上,本文利用华中电网某市 2017 年逐日用电量和气象数据,建立了基于 EEMD-BP 方法的日用电量预测模型,并对模型的回归和预测结果进行分析,以期改进和完善短期用电量预测方法提供参考和指导。

1 方法和数据介绍

EEMD 算法与 EMD 算法大致相同:给定原始信号 $x(t)$, 通过将 $x(t)$ 引入白噪声,采用 EMD 算法对引入白噪声的原始信号进行多次分解,将分解后的 IMF 向量和剩余分量求其平均。EEMD 算法基本步骤^[25]如下:

1) 确定好已初始化的 EMD 算法迭代次数 M 和第 m 次实验和加入白噪声 $n(t)$ 后的信号 $y(t)$:

$$y(t) = x(t) + n(t) \quad (1)$$

2) 对 $y(t)$ 信号进行 EMD 分解,得出各阶 IMF 分量和一个剩余分量:

$$y(t) = \sum_{i=1}^m c_i + r_n \quad (2)$$

3) 若 $m < M$ 时, $m = m + 1$ 。重复式(1)、式(2),对原始信号 $x(t)$ 加入不同白噪声 $n_i(t)$ 后得到各个 IMF 分量和各个剩余分量。不满足则执行式(4)。加不同白噪声后的信号:

$$y_i(t) = \sum_{j=1}^m c_{i,j} + r_n \quad (3)$$

IMF 分量 $c_{i,m(t)}$ 以及剩余分量 $r_{n,m(t)}$ 分别为:

$$c_{i,m(t)} = h_{j,m(t)}, r_{n,m(t)} = r_{n-1,m(t)} - c_{n,m(t)}$$

4) 经过 M 次 EMD 分解,对各阶 IMF 分量和剩余分量求整体平均值得:

$$\bar{c}_i(t) = \sum_{m=1}^M c_{i,m}(t) / M, \bar{r}_n(t) = \sum_{m=1}^M r_{n,m}(t) / M \quad (4)$$

输出的 $\bar{c}_i(t)$ 和 $\bar{r}_n(t)$ 分别为各阶 IMF 分量和剩余

分量。

BP 方法 (Back-Propagation) 也叫误差反向传播算法,是一种具有 3 层或 3 层以上的前馈神经网络, BP 神经网络有 1 个输入层, 1 个或多个隐含层和 1 个输出层,上下层之间的各神经元实现全连接,具体算法参考文献 [11] 的研究。

基于气象因子的 EEMD-BP 用电量预测模型的研究思路: 首先将用电量序列采用 EEMD 方法进行分解,获得多个本征模函数(IMF)和残差;将本征模函数按高频分量、周期分量及低频分量采用 BP 神经网络分别构建不同的 IMF 和残差的预测模型,其中低频分量中叠加气象因子;最后,将 BP 模型预测的结果进行累加即可得到最终的预测用电量。

本文所用的电力数据为国家电网华中分部调度控制中心提供的华中某市 2017 年逐日用电量数据。气象数据时段同为 2017 年,要素包括逐日的平均温度、最高温度、最低温度、降水量、相对湿度、气压、风速等,国家气象观测站包括华中某市下辖的各县级(市),数据来源于湖北省气象信息与技术保障中心。最终以各县(市)国家气象观测站不同要素的算术平均表征该市的气象要素值。用电量和气象数据均经过严格的质量控制。

2 负荷特征分析

以华中某市 2017 年逐日电网用电量为初始序列,加入该序列标准偏差 0.01 倍振幅的白噪声进行 EMD 分解,得到 8 个 IMF,每次都增加同样振幅但数值不同的白噪声序列重复上述过程 100 次,最后将 100 次结果相应的 IMF 各自集合平均得到 8 个 IMF 及余项,结果如图 1 所示。可以看出,频率依次减小,周期逐渐增大,平稳性得到改善。IMF1~IMF2 叠加代表随机分量,表现出较强的非平稳性; IMF3~IMF5 叠加代表周期分量; IMF6~IMF8 及余项叠加为趋势分量,平稳性和规律性增强。

随机分量是分解后高频部分的总和,体现了用电量变化的随机性,该部分很难建立模型进行预测,属于不可预测分量。周期分量反映了用电量周、月、季节为周期变化的分量,在预测中可直接外推,属于稳定分量成分。趋势分量是低频分量的总和,反映了气象因素等慢变相关因素对用电量的影响,该部分属于可预测分量,可以通过建立合适的模型进行

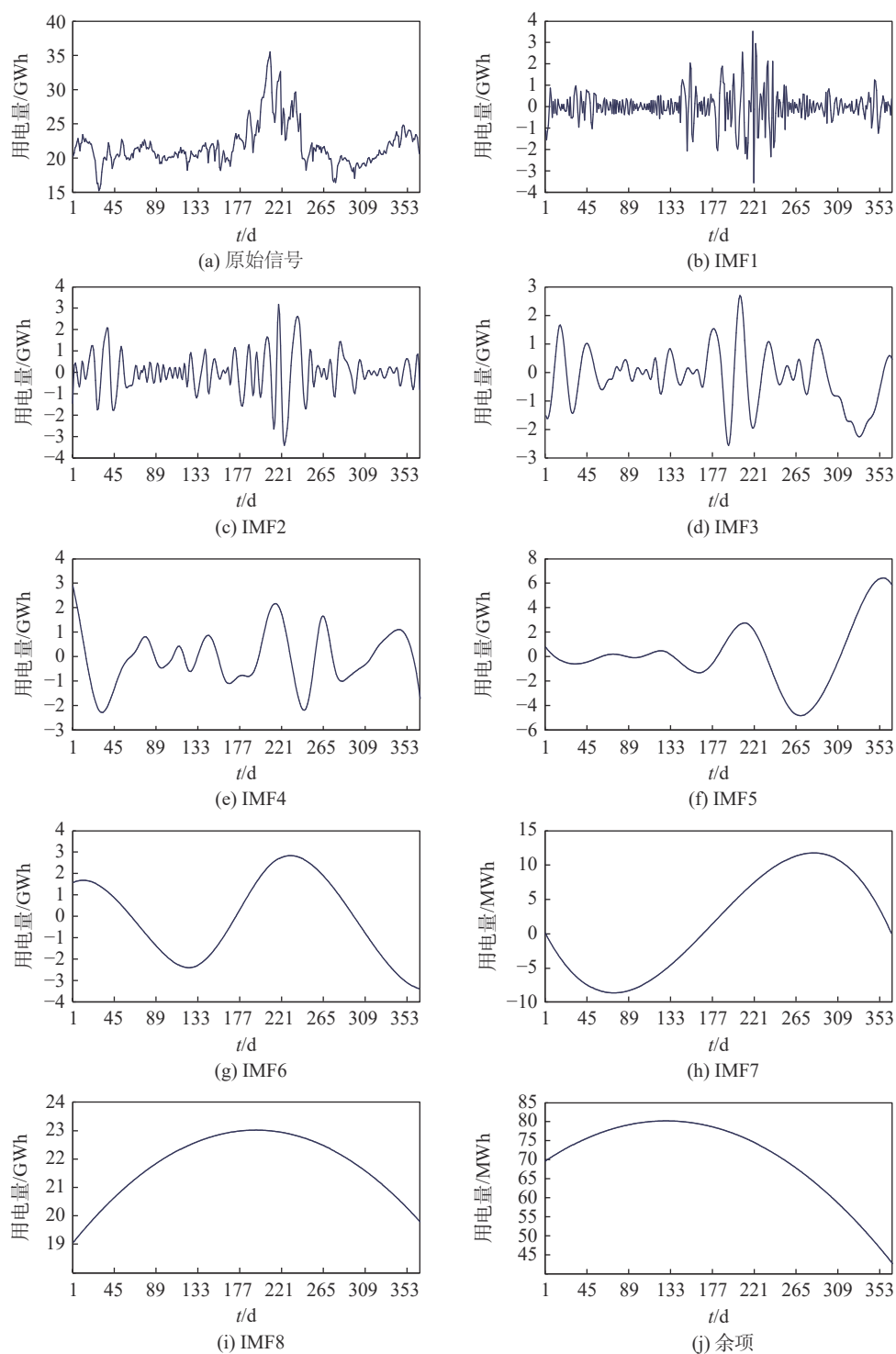


图 1 2017 年用电量序列 EEMD 分解结果

Fig. 1 Decomposition results of electricity consumption series in 2017

预测。

为分析用电量不同频域分量与气象因子的关系, 表 1 给出了气象因子同用电量分解后各 IMF 及余项的相关系数统计。可以看出, 用电量实况值与逐日

平均气温、最高气温和最低气温存在显著的正相关, 相关系数分别为 0.47、0.47 和 0.45, 均通过信度为 0.01 的显著性检验, 与气压存在显著的负相关、相关系数为-0.4; 而与降水等级、相对湿度和风速的相关

表 1 气象因子与 IMF 及余项的相关系数

Tab. 1 Correlation coefficients of meteorological factors with IMF and residuals

分量类型	序列	平均气温/°C	最高气温/°C	最低气温/°C	降水等级	气压/hPa	相对湿度/%	风速/(m·s ⁻¹)
—	原始序列	0.47**	0.47**	0.45**	-0.10	-0.40**	0	-0.10
高频分量	IMF1	0.06	0.05	0.03	0.00	0.00	0.00	-0.18**
	IMF2	0.01	0.01	0.00	0.00	0.05	0.00	-0.10
—	IMF3	0.22**	0.21**	0.20**	-0.10	-0.20**	0.10	0.01
周期分量	IMF4	0.14*	0.15*	0.14*	-0.10	-0.20**	-0.10	-0.10
	IMF5	-0.20**	-0.20**	-0.30**	-0.20**	0.19**	-0.40**	0.00
—	IMF6	0.33**	0.29**	0.39**	0.07	-0.30**	0.36**	0.04
低频分量	IMF7	0.32**	0.26**	0.37**	0.06	-0.10	0.14*	0.03
	IMF8	0.88**	0.86**	0.89**	0.17*	-0.80**	0.47**	-0.10
—	余项	0.40**	0.42**	0.39**	0.11	-0.60**	0.37**	0.00

注: *表示通过信度为0.01的显著性检验; **表示通过信度为0.001的显著性检验。降水等级级: 无雨为0; 0.1 ~ 9.9 mm为1; 10.0 ~ 24.9 mm为2; 25.0 ~ 49.9 mm为3; 50 mm以上为4。

并不明显。

高频分量中, IMF1 和 IMF2 分量与各气象因子没有相关关系, 仅与风速要素存在明显的负相关。周期分量中 IMF3~IMF4 与用电量实况序列的特征比较一致, 与平均气温、最高气温、最低气温存在正相关, 与气压存在负相关, 相关系数明显减小, 但均通过了显著性检验; 与降水等级、相对湿度和风速的关系并不密切。IMF5 分量与温度、降水等级、相对湿度呈显著负相关, 而与气压呈显著正相关。低频分量 IMF6~IMF8 和余项除与平均气温、最高气温、最低气温存在显著的正相关、与气压存在显著的负相关之外, 与相对湿度也存在明显的正相关, IMF8 分量与气象因子的相关关系较其他序列明显提高, 相关系数分别为 0.88、0.86、0.89、-0.80、0.47, 均通过了信度为 0.01 的显著性检验。因此, 在利用 EEMD-BP 建立预测模型时, 选用相关性通过显著性检验的平均气温、最高气温、最低气温、气压和相对湿度这 5 个气象因子。

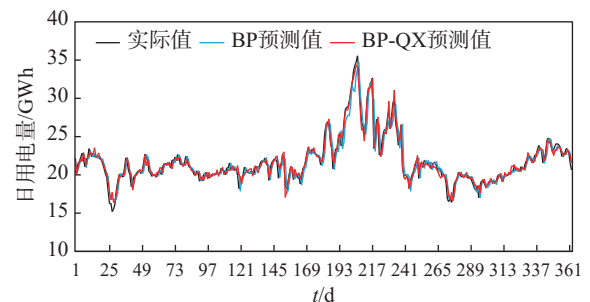
3 预报模型建立及检验

3.1 回归模型检验

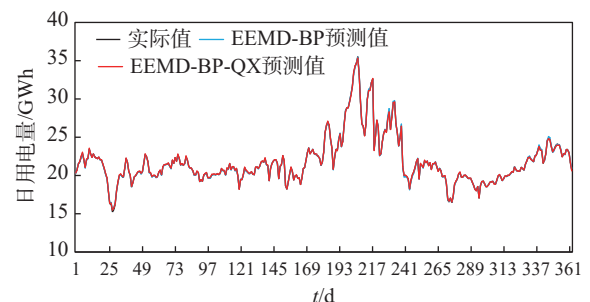
为检验预测模型的效果, 首先对模型的回归效果进行分析。本文所构建的双隐含层 BP 神经网络模型, 输入层为前 1 天用电量, 输出层为当日用电量。BP-QX 为叠加气象因子的神经网络模型, 输入层除前 1 天的用电量, 还包含了当日的平均气温、最高气

温、最低气温、气压和相对湿度, 输出层同为当日用电量。

图 2 给出了利用 BP、BP-QX(叠加气象因子)和 EEMD-BP、EEMD-BP-QX 模型回归用电量序列。可以看出, 利用 BP、EEMD-BP 模型回归得出的用电量序列可较好地拟合原始用电量序列, 相关系数为 0.94、0.98, 但依然存在一定的误差; 引进气象因子后, BP-QX、EEMD-BP-QX 回归用电量序列与原始序列



(a) BP、BP-QX模型回归用电量序列



(b) EEMD-BP、EEMD-BP-QX模型回归用电量序列

图 2 模型回归用电量序列

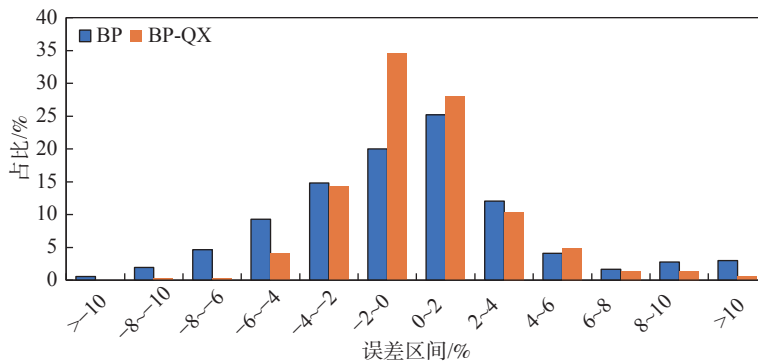
Fig. 2 Regression analysis of electricity consumption series

的相关性有所提高, 分别为 0.98、0.99, 同时误差进一步缩小。

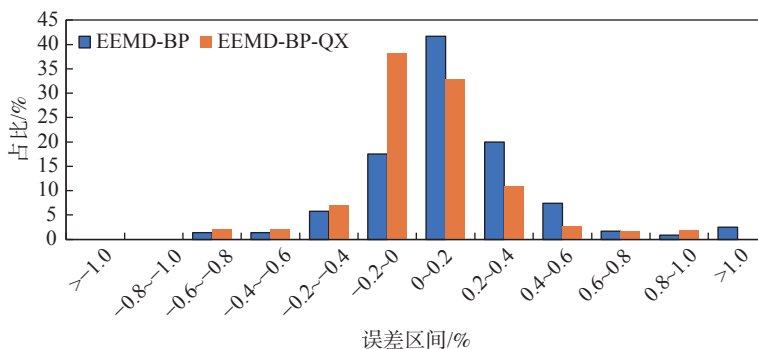
为了进一步分析不同预测方法及其叠加气象因子后回归效果, 图 3 给出了模型回归不同误差区间的占比。利用 BP 模型回归得出的用电量与原始用电量之间误差在 4% 以内天数占全年的 72.0%, 其中误差在 2% 以内的占比为 45.2%; 误差在 10% 以上的占比为 3.6%(图 3(a))。全年回归用电量的平均绝对误差为 3.2%, 均方根误差为 4.83; 其中最大相对误差为 27.3%, 出现在 8 月 8 日。在 BP 回归模型的基础上, 叠加气象因子之后的回归效果得到了改善, 误差在 4% 以内的天数占全年的 87.0%, 较直接利用 BP 模型得出的相同误差占比提高了 15.0%, 其中误差在 2% 以内的占比提高了 17.2%; 而误差在 10% 以上的天数占比减小为 0.6%。全年回归用电量的平均绝对误差在 2.1%, 均方根误差为 2.82; 其中最大误差为 16.3%, 出现在 1 月 28 日, 而 8 月 8 日的相对误差减小为 0.87%。通过对比发现, 引进气象因子后, BP 方法模拟得到的用电量有了较为明显的改进, 但误差依然较大, 很难满足用电量精细化预测的需求。

对比发现, 利用 EEMD-BP 方法得出的回归序列与原电量序列的相对误差得到了明显的改进(图 3(b))。绝对误差在 0.4% 之内的天数占全年的 88.0%, 其中误差在 0.2% 以内的天数占比为 62.2%。绝对误差在 1% 以上的天数占比为 2.4%, 绝对偏差为 0.22%, 均方根误差为 0.34, 最大相对误差为 2.25%。可见, EEMD-BP 方法对用电量模拟的精度有了大幅提高, 尤其是 BP 方法中误差较大的 6 月 4 日、8 月 8 日、8 月 12 日、8 月 29 日, 相对误差由原来的 17.8%、27.3%、17.4%、26.2% 减小至 0.7%、-0.38%、-0.09%、0.12%。

在 EEMD-BP 方法的基础上, 进一步分析了气象因子对用电量预测模型的影响。引进气象因子以后, 相对误差有了明显的降低, 尤其是在夏季和冬季, 因为冬夏两个季节的气象条件对用电量的影响尤为明显。1 月 28 日, EEMD-BP 方法预测的用电量相对误差为 2.25%, EEMD-BP-QX 预测的用电量相对误差减小至 1.81%, 气象条件对用电量预报模型的影响一直持续到 1 月 30 日。绝对偏差、均方根误差和最大相对误差也有一定的减小。可见, 气象条件对



(a) BP、BP-QX模型回归不同误差区间的占比



(b) EEMD-BP、EEMD-BP-QX模型回归不同误差区间的占比

图 3 模型回归不同误差区间的占比

Fig. 3 Proportion of different error intervals in regression analysis

EEMD-BP 用电量预测模型至关重要。

3.2 预测模型分析

通过以上的分析,叠加了气象因子的 EEMD-BP 方法构建用电量预测模型可以有效地提高预测精度。为进一步分析 EEMD-BP 以及气象条件对用电量的预测效果,从 BP 和 BP-QX 的回归序列中,选取模拟相对误差 $>10\%$ 的日期为预测对象,共计 14 d,具体日期选择如表 2 所示,剩余日期的用电量和气象因子为建模对象。具体方法选取模拟相对误差 $\leq 10\%$ 的日期构建双隐含层 BP 神经网络模型,输入层为前 1 天用电量和当日的平均气温、最高气温、最低气温、气压和相对湿度,输出层为当日用电量;在此神经网络模型的基础上,根据模拟相对误差 $>10\%$ 日期的前 1 天用电量和当日气象因子作为预报因子,预测当日的用电量。

从表 2 可以看出,利用 BP 回归模型预测的用电量与实况误差较大,8 月 3 日预测用电量较实际用电量偏少了 9071 MWh,8 月 8 日预测电量则偏高了 6142 MWh,相对误差范围在 $-30.2\% \sim 26.2\%$ 。引进气象因子后,除了 1 月 28 日(偏高 528 MWh)、10 月 1 日(偏高 138 MWh)外,其他日期预测的用电量与实况的误差均有所减小,尤其是 7 月 3 日、7 月 9 日、8 月 3 日和 8 月 8 日,误差分别减小了 3046 MWh、

3923 MWh、4134 MWh 和 4926 MWh,相对误差分别减小了 11.9%、18.9%、13.8% 和 21.0%。

利用 EEMD-BP 得出了预测误差有了明显的减小,除了 1 月 28 日(偏高 275 MWh)、8 月 3 日(偏高 928 MWh)和 10 月 1 日(偏高 153 MWh)偏差相对较大外,其他日期预测误差均在 100 MWh 内,相对误差控制在 0.5% 以内。引进气象因子后,使得预测电量与实况的误差有了进一步的减小,尤其是 8 月 3 日、1 月 28 日,误差分别减小了 873 MWh 和 138 MWh,预测相对误差分别由 3.1% 减小至 0.41%、1.8% 减小至 0.9%。

为进一步比较不同模型对用电量预测准确率的影响,分析了不同方法之间对预测准确率的影响差异。相对 BP 模型,BP-QX 模型提高幅度在 1.34%~5.72%(除 1 月 28 日和 10 月 1 日);而 7 月 3 日、7 月 9 日、8 月 3 日和 8 月 8 日这 4 日预测准确率提升幅度尤为明显,分别达到 16.15%、24.42%、19.76% 和 28.5%。EEMD-BP 较 BP 和 BP-QX 而言,用电量的预测准确率均有所提高,1 月 25 日、1 月 28 日、7 月 3 日、7 月 9 日、8 月 3 日、8 月 8 日和 10 月 1 日这 7 天用电量的预测准确率均在 10% 以上,其中 7 月 3 日、7 月 9 日、8 月 3 日和 8 月 8 日这 4 日达到或超过 30%。EEMD-BP-QX 与 EEMD-BP 的结果比

表 2 不同模型预测电量和相对误差统计表

Tab. 2 Statistics of power forecast (unit: 10 MWh) and relative error (%) by different models

日期	实际电量/ GWh	BP预测电量/ GWh	相对误差/ %	BP-QX预测电量/ GWh	相对误差/ %	EEMD-BP预测电量/ GWh	相对误差/ %	EEMD-BP-QX预测电量/ GWh	相对误差/ %
0125	17.959	20.757	15.6	20.250	12.80 ⁺	18.056	0.50	17.997	0.21 ⁺
0128	15.224	18.406	20.9	18.934	24.30	15.499	1.82	15.361	0.91 ⁺
0501	18.211	19.224	5.6	17.429	-4.30 ⁺	18.258	0.22	18.203	-0.04 ⁺
0530	19.577	18.594	-5.0	19.801	1.10 ⁺	19.603	0.13	19.618	0.21
0604	18.638	19.492	4.6	19.505	4.60	18.682	0.23	18.673	0.18 ⁺
0703	25.584	18.857	-26.3	21.902	-14.30 ⁺	25.528	-0.21	25.597	0.05 ⁺
0709	20.798	25.535	22.8	21.612	3.90 ⁺	20.753	-0.22	20.835	0.17 ⁺
0803	29.987	20.917	-30.2	25.051	-16.50 ⁺	30.916	3.10	30.042	0.18 ⁺
0808	23.425	29.566	26.2	22.209	-5.20 ⁺	23.419	-0.02	23.446	0.09
0812	22.596	23.372	3.4	22.498	-0.43 ⁺	22.632	0.16	22.589	-0.03 ⁺
0829	21.084	22.539	6.9	20.607	-2.30 ⁺	21.037	-0.22	21.104	0.09 ⁺
0910	19.551	21.176	8.3	20.151	3.10 ⁺	19.609	0.30	19.603	0.26 ⁺
1001	16.809	19.468	15.8	19.606	16.60	16.961	0.91	16.884	0.44 ⁺

注: +表明叠加气象因子后相对误差减小。

较类似,用电量的预测均高于BP和BP-QX;除了5月30日和8月8日预测准确率有微弱的减小,其他日期的用电量预测均高于EEMD-BP,其中8月3日和1月28日尤为明显,分别提高了3.01%和0.92%。

4 结论

电力系统海量数据为用电量特性分析和高精度的预测模型提供了保障,但传统的神经网络预测模型往往由于过拟合问题反而会降低预测准确率^[10]。因此,本文在充分考虑气象条件前提下,将EEMD分析方法引入用电量预测研究中,通过频域分解的方法提取不同频率的分解结果与气象数据之间隐含的非线性关系,探究用电量数据深层的变化规律,实现对用电量的精准预测。主要的研究结论如下:

1)用电量与逐日平均气温、最高气温和最低气温存在显著的正相关,相关系数分别为0.47、0.47和0.45,与气压存在显著的负相关、相关系数为-0.4;而与降水等级、相对湿度和风速的相关并不明显。用电量原始序列经EEMD分解后低频分量和余项与平均气温、最高气温、最低气温和相对湿度存在显著的正相关,与气压存在显著的负相关之外。

2)利用BP模型得出的预测电量与实况之间误差在4%以内天数占全年的72.0%,其中误差在2%的占比为45.2%。叠加气象因子之后的BP回归效果得到了改进,误差在4%的天数占全年的87.0%,较直接利用BP模型得出的4%之内相对误差提高了15.0%,其中误差在2%以内的天数提高了17.2%。利用EEMD-BP方法得出的回归序列使得相对误差得到了明显的改进,误差在0.4%之内的天数占全年的88.0%,其中误差在0.2%之内的天数占比为62.2%;引进气象因子后,在相对误差相对较大的日期,预测准确率有了进一步提升,尤其是在夏季和冬季。

3)相对BP模型,BP-QX模型大部分天数的预测准确率均有不同程度的提高,提升幅度最高可达28.5%。EEMD-BP较BP和BP-QX而言,用电量的预测准确率提升幅度均在10%以上,其中部分天数达到或超过30%。在EEMD-BP的基础上,EEMD-BP-QX模型用电量的预测准确率也有一定程度的提升。

通过比较不同模型的模拟精度可以发现,EEMD-

BP相较于BP方法,模拟精度得到了较大的提高,可能原因在于利用BP对用电量序列进行预测时存在一定的累积误差。而EEMD可以将原始非平稳电力负荷序列分解成一系列复杂度差异明显的子序列,和原序列相比,这些子序列的局部用电量特性更加明显,更有利于预测^[27]。其次,在分解后的低频分量中叠加气象因子对序列进行预测,更有利于提高用电量预测的精度。由于用电量本身的不确定性和复杂性,准确的用电量特性分析和预测模型建立是提高预测精度的关键所在^[37]。因此,未来电力系统用电量预测方法的关键在于提高准确性和实时性,以达到智能电网对用电量精细化预测的要求。当然,本文仅利用2017年逐日用电量序列进行建模和检验,用电量序列的长度是本文的短板所在。后期会延长用电量的序列和增加不同的地区,进一步探讨气象因子对用电量预测的影响,以便验证构建的模型在其他年份或地区的适用性和预测精度。

参考文献:

- [1] 程浩忠. 电力系统规划 [M]. 北京: 中国电力出版社, 2008.
CHENG H Z. Power system planning [M]. Beijing: China Electric Power Press, 2008.
- [2] 陈本阳. 大数据技术在短期负荷预测的应用 [J]. 自动化技术与应用, 2018, 37(6): 21-25. DOI: 10.3969/j.issn.1003-7241.2018.06.005.
CHEN B Y. Application of big data technology in short term load forecasting [J]. Techniques of automation and applications, 2018, 37(6): 21-25. DOI: 10.3969/j.issn.1003-7241.2018.06.005.
- [3] 李凯, 赵滨滨, 曹占峰, 等. 基于回归分析和虚拟变量的短期用电量预测管理模型 [J]. 电气应用, 2017, 36(2): 59-65.
LI K, ZHAO B B, CAO Z F, et al. Short-term electricity consumption prediction management model based on regression analysis and dummy variables [J]. Electrotechnical application, 2017, 36(2): 59-65.
- [4] 万昆, 柳瑞禹. 区间时间序列向量自回归模型在短期电力负荷预测中的应用 [J]. 电网技术, 2012, 36(11): 77-81. DOI: 10.13335/j.1000-3673.pst.2012.11.044.
WAN K, LIU R Y. Application of interval time-series vector autoregressive model in short-term load forecasting [J]. Power system technology, 2012, 36(11): 77-81. DOI: 10.13335/j.1000-3673.pst.2012.11.044.
- [5] 徐衍会, 王晨语. 基于灰色关联度的陕西电网负荷特性影响因

- 素分析 [J]. 电气应用, 2017, 36(14): 16-20.
- XU Y H, WANG C Y. Analysis of the influencing factors of load characteristics of Shaanxi power grid based on gray correlation degree [J]. *Electrotechnical application*, 2017, 36(14): 16-20.
- [6] 耿艳, 韩学山, 韩力. 基于最小二乘支持向量机的短期负荷预测 [J]. *电网技术*, 2008, 32(18): 72-76. DOI: [10.13335/j.1000-3673.pst.2008.18.011](https://doi.org/10.13335/j.1000-3673.pst.2008.18.011).
- GENG Y, HAN X S, HAN L. Short-term load forecasting based on least squares support vector machines [J]. *Power system technology*, 2008, 32(18): 72-76. DOI: [10.13335/j.1000-3673.pst.2008.18.011](https://doi.org/10.13335/j.1000-3673.pst.2008.18.011).
- [7] 陈超, 黄国勇, 邵宗凯, 等. 基于日特征量相似日的PSO-SVM短期负荷预测 [J]. *中国电力*, 2013, 46(7): 91-94. DOI: [10.3969/j.issn.1004-9649.2013.07.019](https://doi.org/10.3969/j.issn.1004-9649.2013.07.019).
- CHEN C, HUANG G Y, SHAO Z K, et al. Short-term load forecasting for similar days based on PSO-SVM and daily feature vector [J]. *Electric power*, 2013, 46(7): 91-94. DOI: [10.3969/j.issn.1004-9649.2013.07.019](https://doi.org/10.3969/j.issn.1004-9649.2013.07.019).
- [8] 申洪涛, 李飞, 史轮, 等. 基于气象数据降维与混合深度学习的短期电力负荷预测 [J]. *电力建设*, 2024, 45(1): 13-21. DOI: [10.12204/j.issn.1000-7229.2024.01.002](https://doi.org/10.12204/j.issn.1000-7229.2024.01.002).
- SHEN H T, LI F, SHI L, et al. Short-term power load forecasting based on reduction of meteorological data dimensionality and hybrid deep learning [J]. *Electric power construction*, 2024, 45(1): 13-21. DOI: [10.12204/j.issn.1000-7229.2024.01.002](https://doi.org/10.12204/j.issn.1000-7229.2024.01.002).
- [9] 封钰, 宋佑斌, 金晟, 等. 基于随机森林算法和粗糙集理论的改进型深度学习短期负荷预测模型 [J]. *发电技术*, 2023, 44(6): 889-895. DOI: [10.12096/j.2096-4528.pgt.23013](https://doi.org/10.12096/j.2096-4528.pgt.23013).
- FENG Y, SONG Y B, JIN S, et al. Improved deep learning model for forecasting short-term load based on random forest algorithm and rough set theory [J]. *Power generation technology*, 2023, 44(6): 889-895. DOI: [10.12096/j.2096-4528.pgt.23013](https://doi.org/10.12096/j.2096-4528.pgt.23013).
- [10] 吴润泽, 包正睿, 宋雪莹, 等. 基于深度学习的电网短期负荷预测方法研究 [J]. *现代电力*, 2018, 35(2): 43-48. DOI: [10.3969/j.issn.1007-2322.2018.02.007](https://doi.org/10.3969/j.issn.1007-2322.2018.02.007).
- WU R Z, BAO Z R, SONG X Y, et al. Research on short-term load forecasting method of power grid based on deep learning [J]. *Modern electric power*, 2018, 35(2): 43-48. DOI: [10.3969/j.issn.1007-2322.2018.02.007](https://doi.org/10.3969/j.issn.1007-2322.2018.02.007).
- [11] 朱祥和, 王子琦, 李严, 等. 基于EEMD的LS-SVM和BP神经网络混合短期负荷预测 [J]. *数学的实践与认识*, 2012, 42(8): 151-158. DOI: [10.3969/j.issn.1000-0984.2012.08.023](https://doi.org/10.3969/j.issn.1000-0984.2012.08.023).
- ZHU X H, WANG Z Q, LI Y, et al. A hybrid short-term load forecasting method combined with LS-SVM and BP neural network based on EEMD [J]. *Mathematics in practice and theory*, 2012, 42(8): 151-158. DOI: [10.3969/j.issn.1000-0984.2012.08.023](https://doi.org/10.3969/j.issn.1000-0984.2012.08.023).
- [12] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis [J]. *Proceedings of the royal society A: mathematical, physical and engineering sciences*, 1998, 454(1971): 903-995. DOI: [10.1098/rspa.1998.0193](https://doi.org/10.1098/rspa.1998.0193).
- [13] WU Z H, HUANG N E. Ensemble empirical mode decomposition: a noise-assisted data analysis method [J]. *Advances in adaptive data analysis*, 2009, 1(1): 1-41. DOI: [10.1142/S1793536909000047](https://doi.org/10.1142/S1793536909000047).
- [14] 钱诚, 严中伟, 符淙斌. 1960~2008年中国二十四节气气候变化 [J]. *科学通报*, 2012, 57(2): 276-286. DOI: [10.1007/s11434-011-4724-4](https://doi.org/10.1007/s11434-011-4724-4).
- QIAN C, YAN Z W, FU C B. Climatic changes in the twenty-four solar terms during 1960~2008 [J]. *Chinese science bulletin*, 2012, 57(2): 276-286. DOI: [10.1007/s11434-011-4724-4](https://doi.org/10.1007/s11434-011-4724-4).
- [15] 裴琳, 严中伟, 杨辉. 400多年来中国东部旱涝型变化与太平洋年代际振荡关系 [J]. *科学通报*, 2015, 60(1): 97-108. DOI: [10.1360/N972014-00790](https://doi.org/10.1360/N972014-00790).
- PEI L, YAN Z W, YANG H. Multidecadal variability of dry/wet patterns in eastern China and their relationship with the pacific decadal oscillation in the last 400 years [J]. *Chinese science bulletin*, 2015, 60(1): 97-108. DOI: [10.1360/N972014-00790](https://doi.org/10.1360/N972014-00790).
- [16] 杨秋明, 钱玮, 李熠, 等. 登陆中国热带风暴年际和年代际变化及其与全球大尺度环流的相关 [J]. *气候变化研究进展*, 2011, 7(4): 243-247. DOI: [10.3969/j.issn.1673-1719.2011.04.002](https://doi.org/10.3969/j.issn.1673-1719.2011.04.002).
- YANG Q M, QIAN W, LI Y, et al. Principal time modes of the interannual and decadal variations of landfall tropical storm number in China and their relationships to the global large scale circulation [J]. *Climate change research*, 2011, 7(4): 243-247. DOI: [10.3969/j.issn.1673-1719.2011.04.002](https://doi.org/10.3969/j.issn.1673-1719.2011.04.002).
- [17] QIAN C, WU Z H, FU C B, et al. On multi-timescale variability of temperature in China in modulated annual cycle reference frame [J]. *Advances in atmospheric sciences*, 2010, 27(5): 1169-1182. DOI: [10.1007/s00376-009-9121-4](https://doi.org/10.1007/s00376-009-9121-4).
- [18] QIAN C, YAN Z W, WU Z H, et al. Trends in temperature extremes in association with weather-intraseasonal fluctuations in eastern China [J]. *Advances in atmospheric sciences*, 2011, 28(2): 297-309. DOI: [10.1007/s00376-010-9242-9](https://doi.org/10.1007/s00376-010-9242-9).
- [19] 梁萍, 丁一汇. 东亚梅雨季节内振荡的气候特征 [J]. *气象学报*, 2012, 70(3): 418-435.

- LIANG P, DING Y H. Climatologic characteristics of the intraseasonal oscillation of East Asian Meiyu [J]. *Acta meteorologica sinica*, 2012, 70(3): 418-435.
- [20] 魏萌, 乔方利. CMIP5气候模式模拟的1850~2014年全球温度变化的集合经验模态分解 [J]. *中国科学(地球科学)*, 2017, 60(2): 397-408. DOI: [10.1360/N072015-00465](https://doi.org/10.1360/N072015-00465).
- WEI M, QIAO F L. Attribution analysis for the failure of CMIP5 climate models to simulate the recent global warming hiatus from 1850 to 2014 [J]. *Science China (earth sciences)*, 2017, 60(2): 397-408. DOI: [10.1360/N072015-00465](https://doi.org/10.1360/N072015-00465).
- [21] 姬广龙, 袁越, 黄俊辉, 等. 基于EEMD-HS-SVM的短期风功率组合预测模型 [J]. *可再生能源*, 2017, 35(8): 1221-1228. DOI: [10.14941/j.cnki.21-1469/tk.2017.08.018](https://doi.org/10.14941/j.cnki.21-1469/tk.2017.08.018).
- JI G L, YUAN Y, HUANG J H, et al. Combined model based on EEMD-HS-SVM for short-term wind power prediction [J]. *Renewable energy resources*, 2017, 35(8): 1221-1228. DOI: [10.14941/j.cnki.21-1469/tk.2017.08.018](https://doi.org/10.14941/j.cnki.21-1469/tk.2017.08.018).
- [22] 杨茂, 陈郁林, 魏治成. 基于EEMD去噪和集对理论的风功率实时预测研究 [J]. *太阳能学报*, 2018, 39(5): 1440-1448. DOI: [10.19912/j.0254-0096.2018.05.038](https://doi.org/10.19912/j.0254-0096.2018.05.038).
- YANG M, CHEN Y L, WEI Z C. Real-time prediction for wind power based on EEMD denoising and theory of SPA [J]. *Acta energiae solaris sinica*, 2018, 39(5): 1440-1448. DOI: [10.19912/j.0254-0096.2018.05.038](https://doi.org/10.19912/j.0254-0096.2018.05.038).
- [23] 菲美琴, 龚文剑, 张榴晨, 等. 基于EEMD-SVM方法的光伏电站短期出力预测 [J]. *中国电机工程学报*, 2013, 33(34): 17-24. DOI: [10.13334/j.0258-8013.psee.2013.34.007](https://doi.org/10.13334/j.0258-8013.psee.2013.34.007).
- MAO M Q, GONG W J, ZHANG L C, et al. Short-term photovoltaic generation forecasting based on EEMD-SVM combined method [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2013, 33(34): 17-24. DOI: [10.13334/j.0258-8013.psee.2013.34.007](https://doi.org/10.13334/j.0258-8013.psee.2013.34.007).
- [24] 朱梅梅, 苏建徽, 陈智慧. 基于EEMD和IPSO的SVM短期光伏出力预测 [J]. *电气工程学报*, 2016, 11(4): 47-54. DOI: [11.11985/2016.04.008](https://doi.org/10.11985/2016.04.008).
- ZHU M M, SU J H, CHEN Z H. A forecasting model of support vector machine based on ensemble empirical mode decomposition and improved particle swarm optimization [J]. *Journal of electrical engineering*, 2016, 11(4): 47-54. DOI: [11.11985/2016.04.008](https://doi.org/10.11985/2016.04.008).
- [25] 马超, 姜璇. 基于EEMD-ANN的水库年径流预测 [J]. *水电能源科学*, 2016, 34(8): 32-35.
- MA C, JIANG X. Annual reservoir runoff forecasting using ensemble empirical mode decomposition and artificial neuron network [J]. *Water resources and power*, 2016, 34(8): 32-35.
- [26] 李媛媛, 牛东晓, 乞建勋, 等. 基于因散经验模式分解的电力负荷混合预测方法 [J]. *电网技术*, 2008, 32(8): 58-62. DOI: [10.13335/j.1000-3673.pst.2008.08.014](https://doi.org/10.13335/j.1000-3673.pst.2008.08.014).
- LI Y Y, NIU D X, QI J X, et al. A novel hybrid power load forecasting method based on ensemble empirical mode decomposition [J]. *Power system technology*, 2008, 32(8): 58-62. DOI: [10.13335/j.1000-3673.pst.2008.08.014](https://doi.org/10.13335/j.1000-3673.pst.2008.08.014).
- [27] 郭建鹏, 余颖铃, 温步瀛. 基于EEMD-ARIMA模型的地区月负荷量预测 [J]. *电力工程技术*, 2018, 37(6): 28-32, 74. DOI: [10.3969/j.issn.1009-0665.2018.06.004](https://doi.org/10.3969/j.issn.1009-0665.2018.06.004).
- GUO J P, SHE Y L, WEN B L. Regional monthly load forecast based on EEMD-ARIMA model [J]. *Electric power engineering technology*, 2018, 37(6): 28-32, 74. DOI: [10.3969/j.issn.1009-0665.2018.06.004](https://doi.org/10.3969/j.issn.1009-0665.2018.06.004).
- [28] 陈艳平, 毛弋, 陈萍, 等. 基于EEMD-样本熵和Elman神经网络的短期电力负荷预测 [J]. *电力系统及其自动化学报*, 2016, 28(3): 59-64. DOI: [10.3969/j.issn.1003-8930.2016.03.011](https://doi.org/10.3969/j.issn.1003-8930.2016.03.011).
- CHEN Y P, MAO Y, CHEN P, et al. Short-term power load forecasting based on ensemble empirical mode decomposition-sample entropy and Elman neural network [J]. *Proceedings of the CSU-EPSCA*, 2016, 28(3): 59-64. DOI: [10.3969/j.issn.1003-8930.2016.03.011](https://doi.org/10.3969/j.issn.1003-8930.2016.03.011).
- [29] 侯鲁亭, 高军伟. 基于EEMD和PSO-LSSVM模型的短期电力负荷预测 [J]. *制造业自动化*, 2018, 40(4): 77-81. DOI: [10.3969/j.issn.1009-0134.2018.04.019](https://doi.org/10.3969/j.issn.1009-0134.2018.04.019).
- HOU L T, GAO J W. Short-term load forecasting based on EEMD and PSO-LSSVM mode [J]. *Manufacturing automation*, 2018, 40(4): 77-81. DOI: [10.3969/j.issn.1009-0134.2018.04.019](https://doi.org/10.3969/j.issn.1009-0134.2018.04.019).
- [30] 李香龙, 张宝群, 张宇, 等. 基于EEMD-BP神经网络的含电采暖的配电变压器短期负荷预测 [J]. *电测与仪表*, 2018, 55(10): 101-107. DOI: [10.3969/j.issn.1001-1390.2018.10.017](https://doi.org/10.3969/j.issn.1001-1390.2018.10.017).
- LI X L, ZHANG B Q, ZHANG Y, et al. Short-term load forecasting of distribution transformer with electric heating based on EEMD-BP neural network [J]. *Electrical measurement & instrumentation*, 2018, 55(10): 101-107. DOI: [10.3969/j.issn.1001-1390.2018.10.017](https://doi.org/10.3969/j.issn.1001-1390.2018.10.017).
- [31] 张凌云, 肖惠仁, 吴俊豪, 等. 电力系统负荷预测综述 [J]. *电力大数据*, 2018, 21(1): 52-56. DOI: [10.19317/j.cnki.1008-083x.2018.01.012](https://doi.org/10.19317/j.cnki.1008-083x.2018.01.012).
- ZHANG L Y, XIAO H R, WU J H, et al. Review of power system load forecasting [J]. *Power systems and big data*, 2018, 21(1): 52-56. DOI: [10.19317/j.cnki.1008-083x.2018.01.012](https://doi.org/10.19317/j.cnki.1008-083x.2018.01.012).

- [32] 刘静, 成丹, 代娟, 等. 武汉地区电力负荷特征及其对气温变化的响应 [J]. *气象科技进展*, 2021, 11(4): 186-188. DOI: 10.3969/j.issn.2095-1973.2021.04.028.
LIU J, CHENG D, DAI J, et al. Characteristics of power load in Wuhan and its response to temperature changes [J]. *Advances in meteorological science and technology*, 2021, 11(4): 186-188. DOI: 10.3969/j.issn.2095-1973.2021.04.028.
- [33] 王丽娟, 任永建, 陈正洪, 等. 基于气温累积效应和炎热指数的夏季日最大电力负荷预测研究 [J]. *气象与环境科学*, 2021, 44(2): 106-111. DOI: 10.16765/j.cnki.1673-7148.2021.02.013.
WANG L J, REN Y J, CHEN Z H, et al. Study on maximum power load prediction in summer based on temperature cumulative effect and heat index [J]. *Meteorological and environmental sciences*, 2021, 44(2): 106-111. DOI: 10.16765/j.cnki.1673-7148.2021.02.013.
- [34] 贺莉微, 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. DOI: 10.11755/j.issn.1006-7639(2021)-06-1031.
HE L W, REN Y J, XIA Q. Application of different comfort indexes in maximum electric power load forecasting [J]. *Journal of arid meteorology*, 2021, 39(6): 1031-1038. DOI: 10.11755/j.issn.1006-7639(2021)-06-1031.
- [35] 任永建, 熊守权, 洪国平, 等. 气象因子对夏季最大电力负荷的敏感性分析 [J]. *气象*, 2020, 46(9): 1245-1253. DOI: 10.7519/j.issn.1000-0526.2020.09.011.
REN Y J, XIONG S Q, HONG G P, et al. Sensitivity analysis of meteorological factors to summer maximum power load [J]. *Meteorological monthly*, 2020, 46(9): 1245-1253. DOI: 10.7519/j.issn.1000-0526.2020.09.011.
- [36] 程定芳, 任永建, 陈正洪. 精细化气象因子对短期电力负荷预测的影响研究 [J]. *华中师范大学学报(自然科学版)*, 2020, 54(5): 792-797. DOI: 10.19603/j.cnki.1000-1190.2020.05.008.
CHENG D F, REN Y J, CHEN Z H. Influence of refined meteorological factors on short-term electric load forecasting [J]. *Journal of Central China Normal University (natural sciences edition)*, 2020, 54(5): 792-797. DOI: 10.19603/j.cnki.1000-1190.2020.05.008.
- [37] 廖旒焕, 胡智宏, 马莹莹, 等. 电力系统短期负荷预测方法综述 [J]. *电力系统保护与控制*, 2011, 39(1): 147-152. DOI: 10.3969/j.issn.1674-3415.2011.01.028.

LIAO N H, HU Z H, MA Y Y, et al. Review of the short-term load forecasting methods of electric power system [J]. *Power system protection and control*, 2011, 39(1): 147-152. DOI: 10.3969/j.issn.1674-3415.2011.01.028.

作者简介:



张震

张震(第一作者)

1977-, 男, 高级工程师, 应用气象学专业硕士, 主要从事应用气象方面的研究工作(e-mail)373381708@qq.com。



肖莺

肖莺(通信作者)

1984-, 女, 高级工程师, 气象学专业硕士, 主要从事气候与气候变化方面的研究工作(e-mail)125177860@qq.com。

任永建

1982-, 男, 正研级高级工程师, 气候系统与气候变化专业博士, 主要从事应用气象、气候变化方面的研究工作(e-mail)renyj@cma.gov.cn。

陈正洪

1964-, 男, 正研级高级工程师, 农业气象学专业硕士, 主要从事应用气象、气候变化方面的研究工作(e-mail)chenzh@126.com。

项目简介:

项目名称 风电场局地生态气候效应事实、机理及参数化方法研究(2018YFB1502801)

承担单位 湖北省气象服务中心

项目概述 阐明山区丘陵等复杂地形地区风电场(群)局地气候效应的事实, 并进行与平原等其他类型区域影响事实和机理的异同比较; 与牵头单位和其他参加单位共同开展风电场局地气候效应归因和机理研究。

主要创新点 (1)选择了南方地区较为复杂的丘陵山地风电场群作为实验对象, 该风电场群地处南北气流的风道上, 具有西边风电场多, 东边风电场少的特点, 为风电场上、下, 风向对比, 内、外风电场对比提供了良好的实验场地; (2)采用了全面的观测实验设计方法, 分建站前后对比、多参证站对比、运行和非运行期对比以及不同风速段条件下的对比的方式, 全面揭示风电场对局地气候产生影响的事实。

(编辑 孙舒)