

方知库
Eco-Environmental
Knowledge Web

环境科学

ENVIRONMENTAL SCIENCE

ISSN 0250-3301 CODEN HCKHDV

HUANJING KEXUE

基于碳减排目标与排放标准约束情景的火电大气污染物减排潜力

李辉, 孙雪丽, 庞博, 朱法华, 王圣, 晏培



■ 主办 中国科学院生态环境研究中心

■ 出版 科学出版社



2021年12月

第42卷 第12期

Vol.42 No.12

目次(卷终)

基于碳减排目标与排放标准约束情景的火电大气污染物减排潜力 李辉, 孙雪丽, 庞博, 朱法华, 王圣, 晏培(5563)

汽修行业挥发性有机物排放与控制现状及对策 王海林, 杨涛, 聂磊, 方莉, 张中申, 郝郑平(5574)

西宁市生物质燃烧源大气污染物排放清单 高玉宗, 姬亚芹, 林孜, 林宇, 杨益(5585)

新冠疫情期间四川盆地空气质量及影响因素分析 陈军辉, 冯小球, 李媛, 王书肖(5594)

基于 iLME + Geoi-RF 模型的四川省 PM_{2.5} 浓度估算 吴宇宏, 杜宁, 王莉, 蔡宏, 周彬, 吴磊, 敖迪(5602)

《大气污染防治行动计划》后期成都大气 PM_{2.5} 中水溶性无机离子特征 李佳琪, 张军科, 董贵明, 邓嘉琳, 刘子锐, 王跃思(5616)

洛阳市大气细颗粒物化学组分特征及溯源分析 孙佳侯, 董喆, 李利萍, 刘洋, 陈红阳, 张瑞芹(5624)

北京市黑碳气溶胶浓度特征及其主要影响因素 曹阳, 安欣欣, 刘保献, 景宽, 王琴, 罗霄旭(5633)

天津市郊夏季 VOCs 化学特征及其时间精细化的来源解析 王艺璇, 刘保双, 吴建会, 张裕芬, 冯银厂(5644)

沈阳市挥发性有机物污染特征及反应活性 杜寒冰, 王男, 任万辉, 苏枞枞, 胡建林, 于兴娜(5656)

典型化工集中区环境空气 SVOCs 污染特征及来源解析 葛祥, 吴健, 高松, 冯加良, 陈俊伟, 张舒惟, 焦正(5663)

南京毒性挥发性有机化合物夏冬季源解析及健康风险评估 张子金, 林煜棋, 张煜烟, 曹梦瑶, 章炎麟(5673)

基于排放清单和实地测试的工业 VOCs 排放特征:以郑州市高新区为例 任何, 卢轩, 刘洋, 尹沙沙, 胡鹤霄(5687)

我国水性建筑涂料 VOCs 排放特征及其环境影响 高美平, 王海林, 刘文文, 聂磊, 李国昊, 安小拴(5698)

VOCs 源强不确定性对臭氧生成及污染防治影响的模拟分析 王峰, 汪健伟, 杨宁, 翟菁, 侯灿(5713)

山东省 O₃ 时空分布及影响因素分析 张森, 丁椿, 李彦, 王桂霞, 林晶晶, 孟赫, 许杨(5723)

2020 年成都市典型臭氧污染过程特征及敏感性 钱骏, 徐晨曦, 陈军辉, 姜涛, 韩丽, 王成辉, 李英杰, 王波, 刘政(5736)

基于高分辨率在线测量的轻型汽油车含氧挥发性有机物排放模型构建 郝钰琦, 袁自冰, 王梦雷, 沙青娥, 杜新悦, 刘元向, 刘学辉, 段乐君, 袁斌, 郑君瑜, 邵敏, 闫宇(5747)

三重属性的承载力约束下中国水资源利用效率动态演进特征分析 张凯, 吴凤平, 成长春(5757)

长江流域总氮排放量预测 丁肇慰, 郑华(5768)

1980~2015 年长江流域净人为氮输入与河流氮输出动态特征 姚梦雅, 胡敏娟, 陈丁江(5777)

黄河水环境特征与氮磷负荷时空分布 韩语, 潘保柱, 陈越, 刘亚平, 侯易明(5786)

基于氮氧同位素解析不同降雨条件下硝酸盐污染源 邢子康, 余钟波, 衣鹏, 钱睿智, 王嘉毅(5796)

水源水库真核微生物种群结构季相演替特征 张海涵, 黄鑫, 黄廷林, 刘凯文, 马曼丽, 刘祥, 苗雨甜, 宗容容(5804)

达里湖表层水体浮游细菌群落结构的夏-冬季节差异 李文宝, 郭鑫, 张博亮, 杜蕾, 田雅楠(5814)

尾水排放对受纳水体底栖生物膜细菌群落和水溶性有机质的影响机制 王钰涛, 范晨阳, 朱金鑫, 李轶, 王龙飞(5826)

武汉典型饮用水水源中典型 POPs 污染特征与健康风险评估 张坤锋, 付青, 涂响, 昌盛, 樊月婷, 孙兴滨, 王山军(5836)

上海沙田湖养殖区及周边水体中氟喹诺酮类抗性基因的分布特征及其与环境因子关系 徐慕, 李世豪, 马巾, 王丽卿, 张玮(5848)

曝气人工湿地脱除低污染水中氮的影响因素 李琳琳, 李荣涛, 孔维静, 杨苹果, 杜志超, 毕斌, 卢少勇(5857)

水平潜流人工湿地对畜禽养殖废水中特征污染物的去除 赵伟, 范增增, 杨新萍(5865)

木屑生物炭对填料土的氮磷吸附及雨水滞留改良影响 孟依柯, 王媛, 汪传跃, 王报(5876)

黑臭河道中聚乙烯醇/海藻酸钠固定微米沸石粉去除氨氮 魏超, 陈涛, 江桥, 王姝, 邱伟建, 成小英(5884)

玉米秸秆生物炭对灰钙土吸附金霉素的影响 南志江, 蒋煜峰, 毛欢欢, 梁新茹, 邓雪儒(5896)

饮用水砂滤池中微生物对微量污染物的降解潜力与途径 周洁, 王东麟, 林慧, 柏耀辉(5905)

污水分析方法监测城市毒品滥用长期趋势 曹禹, 董小棠, 邵雪婷, 刘琳, 王德高(5912)

阿奇霉素和铜对活性污泥古菌群落和 ARGs 的胁迫影响及后效应 高玉玺, 李星, 赵君如, 张忠兴, 樊晓燕(5921)

典型冶炼行业场地土壤重金属空间分布特征及来源解析 李强, 曹莹, 何连生, 王耀锋, 龚成, 何书涵(5930)

我国焦化场地多环芳烃和重金属分布情况及生态风险评价 王耀锋, 何连生, 姜登岭, 曹莹, 李强, 官健(5938)

浙江省香榧主产区土壤重金属空间异质性及其生态风险 王敏, 董佳琦, 白龙龙, 张勇, 蒋仲龙, 姜霓雯, 吴家森, 张璐瑶, 方嘉, 傅伟军(5949)

北方农田镉污染土壤玉米生产阈值及产区划分初探 管伟豆, 郭堤, 王萍, 张增强, 李荣华(5958)

典型铅锌矿区耕地土壤团聚体重金属含量与农作物含量相关性及其风险评价 强瑛, 李英菊, 罗谦, 陈美凤, 李海燕, 黄先飞, 秦樊鑫(5967)

雄安新区企业周边农田土壤-作物系统重金属污染风险及累积效应 周亚龙, 王乔林, 王成文, 刘飞, 宋云涛, 郭志娟, 杨志斌(5977)

铜仁土壤-水稻重金属累积效应与安全种植区划 朱亮亮, 吴勇, 周浪, 唐乐斌, 宋波(5988)

干湿交替对铈锰改性生物炭固定红壤 As 的影响 黄晓雅, 李莲芳, 朱昌雄, 黄金丽, 吴翠霞, 叶婧(5997)

铵态氮肥和腐殖酸协同促进孔雀草对土壤中 Cd 的去除 王冰清, 阳琴, 李虹颖, 熊启中, 徐刚, 孙瑞波, 田达, 李军利, 郜红建, 叶新新(6006)

稻田灌溉河流 CH₄ 和 N₂O 排放特征及影响因素 吴双, 杨蔚桐, 盛扬悦, 方贤滔, 张天睿, 胡靖, 刘树伟, 邹建文(6014)

节水灌溉和控释肥施用耦合措施对单季稻田 CH₄ 和 N₂O 排放的影响 王永明, 徐永记, 纪洋, 冯彦房(6025)

有机无机配施下西北旱区麦田土壤 N₂O 的排放特征及微生物特性 王楷, 史雷, 马龙, 王书婷, 张然, 郑伟, 李紫燕, 翟丙年(6038)

不同秸秆还田方式对旱地红壤细菌群落、有机碳矿化及玉米产量的影响 孔培君, 郑洁, 栾璐, 陈紫云, 薛敬荣, 孙波, 蒋瑞霖(6047)

氮磷添加对盐渍化草地土壤微生物特征的影响 杨建强, 刁华杰, 胡姝姝, 陈晓鹏, 王常慧(6058)

化肥和有机肥配施生物炭对紫色土壤养分及磷赋存形态的影响 向书江, 余砾, 熊子怡, 罗东海, 王莹燕, 邓正昕, 王子芳, 高明(6067)

浒苔生物炭与木醋液复配改良碱化土壤效果及提高油菜产量 王正, 孙兆军, Sameh El-Sawy, 王珍, 何俊, 韩磊, 邹本涛(6078)

《环境科学》第42卷(2021年)总目录 (6091)

《环境科学》征订启事(5593) 《环境科学》征稿简则(5623) 信息(5643, 5835, 5883)

基于 iLME + Geoi-RF 模型的四川省 PM_{2.5} 浓度估算

吴宇宏, 杜宁*, 王莉, 蔡宏, 周彬, 吴磊, 敖道

(贵州大学矿业学院, 贵阳 550025)

摘要: 高分辨率 PM_{2.5} 空间分布数据对动态监测和控制 PM_{2.5} 污染具有重要意义. 选取 Himawari-8 气溶胶光学厚度 (AOD)、ERA5 气象再分析资料、DEM、土地利用数据、夜光遥感数据、增强型植被指数和人口数据等作为估算变量, 使用改进的重采样法进行数据匹配, 并提出改进的线性混合模型 (iLME) 结合地理智能随机森林 (Geoi-RF) 构建组合模型估算 PM_{2.5} 浓度. 结果表明: ①在选取的估算变量中, 气溶胶光学厚度、气压、温度、相对湿度和边界层高度是影响 2016 年四川省 PM_{2.5} 浓度的重要因素, 其相关系数分别为 0.65、0.58、0.55、0.54 和 0.35. ②iLME + Geoi-RF 模型精度相较于其他模型有较大提升, 模型拟合 R^2 、RMSR 和 MAE 分别为 0.98、3.25 $\mu\text{g}\cdot\text{m}^{-3}$ 和 1.98 $\mu\text{g}\cdot\text{m}^{-3}$, 交叉验证 R^2 、RMSR 和 MAE 分别为 0.89、7.95 $\mu\text{g}\cdot\text{m}^{-3}$ 和 4.81 $\mu\text{g}\cdot\text{m}^{-3}$. 该模型可获取更高精度的四川省 PM_{2.5} 时空分布特征, 为区域空气质量评估、人体暴露风险评价和环境污染治理提供更加合理地科学参考. ③2016 年四川省 PM_{2.5} 浓度存在显著的季节性差异, 各季节 PM_{2.5} 浓度大小关系为: 冬季 > 秋季 > 春季 > 夏季. 2016 年四川省月均 PM_{2.5} 浓度总体上呈先降后升的“V”型趋势, 最小值在 6 月, 最大值在 12 月, 8 月和 11 月有微小起伏. 在空间分布上四川省 PM_{2.5} 浓度总体上呈东高西低和局部污染程度较高的特点, 高值区主要分布在城市快速发展和人口密集的东部地区, 低值区主要分布在经济发展落后和人口稀疏的西部地区. ④虽然不同模型估算出的 PM_{2.5} 浓度整体分布基本一致, 但 iLME + Geoi-RF 模型能更准确有效地估算本研究区污染的空间分布.

关键词: PM_{2.5}; Himawari-8 AOD; 重采样; 共线性诊断; iLME + Geoi-RF 模型; 时空变化

中图分类号: X513 文献标识码: A 文章编号: 0250-3301(2021)12-5602-14 DOI: 10.13227/j.hjxx.202102048

Estimation of PM_{2.5} Concentration in Sichuan Province Based on Improved Linear Mixed Effect Model and Geo-intelligent Random Forest

WU Yu-hong, DU Ning*, WANG Li, CAI Hong, ZHOU Bin, WU Lei, AO Xiao

(Mining College, Guizhou University, Guiyang 550025, China)

Abstract: High-resolution PM_{2.5} spatial distribution data is of great significance for the dynamic monitoring and control of PM_{2.5} pollution. Himawari-8 AOD data, ERA5 meteorological reanalysis data, DEM, land-use data, and luminous remote-sensing data were selected as estimating variables, using an improved resampling method for data matching and an improved linear mixed model (iLME) combined with a Geo-intelligent random forest model to build the combined model for estimating PM_{2.5} concentration. The results showed that: ① Among the estimated variables selected, AOD, SP, TEMP, RH, and BLH were important factors affecting the PM_{2.5} concentration of Sichuan Province in 2016, and their correlation coefficients were 0.65, 0.58, 0.55, 0.54, and 0.35, respectively. ② The prediction accuracy of the iLME + Geoi-RF model was greatly improved compared to that of other models. The model-fitted R^2 , RMSR, and MAE were 0.94, 5.72 $\mu\text{g}\cdot\text{m}^{-3}$, and 3.92 $\mu\text{g}\cdot\text{m}^{-3}$, and the cross-validated R^2 , RMSR, and MAE were 0.82, 10.20 $\mu\text{g}\cdot\text{m}^{-3}$, and 6.44 $\mu\text{g}\cdot\text{m}^{-3}$, respectively. The model can obtain more accurate spatial and temporal distribution characteristics of PM_{2.5} in Sichuan Province and provide a more reasonable scientific reference for regional air quality assessment, human exposure risk assessment, and environmental pollution control. ③ There was a significant seasonal difference in PM_{2.5} concentration in Sichuan Province, with the highest concentration of PM_{2.5} in winter, followed by spring and autumn, with the concentration of PM_{2.5} in summer being the lowest. In 2016, the monthly average PM_{2.5} concentration in Sichuan Province showed a V shape that first decreased and then increased, with the minimum value in June, the maximum value in December, and slight fluctuations in August and November. In terms of spatial distribution, the PM_{2.5} concentration in the eastern area of Sichuan Province was generally higher than that in the west, and the local pollution level was relatively high. The high-valued areas were mainly distributed in the eastern region, where the cities have been developing rapidly and the population was densely distributed, whereas the low-valued areas were mainly distributed in the western region, where it is sparsely populated with backward economic development. ④ Although the overall distribution of PM_{2.5} concentration estimated by the different models was essentially the same, the iLME + Geoi-RF model could more accurately and effectively estimate the spatial distribution of pollution in this study area.

Key words: PM_{2.5}; Himawari-8 AOD; resampling; collinearity diagnosis; iLME + Geoi-RF model; temporal and spatial changes

细颗粒物 (PM_{2.5}) 指空气动力学直径小于或等于 2.5 μm 的颗粒^[1], PM_{2.5} 对气候变化和人体健康等方面有许多不利影响^[2], 已成为全社会关注的热点问题. 中国建立地面空气质量监测网络监测 PM_{2.5} 浓度, 但由于站点数量有限且分布不均, 无法获取连续的 PM_{2.5} 浓度空间分布情况. 与传统地面监测方法相比, 遥感监测具有覆盖率高和成本低等优点, 能有效弥补地面监测站点的不足, 可获得大区域尺度的

污染物分布情况, 已被广泛用于 PM_{2.5} 估算.

AOD 是表征大气柱状气溶胶累积的基本参数^[3], 已有研究表明 AOD 与 PM_{2.5} 之间具有较高的相关性, 因此国内外许多学者利用 AOD 估算 PM_{2.5}

收稿日期: 2021-02-05; 修订日期: 2021-05-27

基金项目: 国家自然科学基金项目 (41901225)

作者简介: 吴宇宏 (1997 ~), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为资源与环境遥感, E-mail: 1092254967@qq.com

* 通信作者, E-mail: ndul@zhu.edu.cn

浓度^[4]. ①在数据处理方面,需对不同空间分辨率的估算变量进行时空匹配,目前大多采用最邻近插值^[5]、双线性插值^[6]、反距离权重插值^[7]和克里格插值^[8]等方法进行重采样,但传统的插值往往会改变数据的真实信息. ②在选取 AOD 数据方面,目前大多研究使用 MODIS 传感器的 AOD 数据,但 MODIS 每天仅能提供 2 次瞬时观测的 AOD 数据^[9,10],较低的时间分辨率难以反映气溶胶光学厚度的真实分布. ③在构建 PM_{2.5} 估算模型方面,早期利用 AOD 估算近地面 PM_{2.5} 浓度多基于简单线性回归模型. 比如 Xin 等^[11]的研究建立简单线性回归模型拟合 AOD-PM_{2.5} 之间的关系,决定系数 (R^2) 为 0.49. 考虑到 AOD 和 PM_{2.5} 之间关系的时空异质性,一些学者提出时空模型估算 PM_{2.5} 浓度,如线性混合 (LME) 模型^[12]、地理加权回归 (GWR) 模型^[13] 和地理时间加权回归 (GTWR) 模型^[14] 等. 为进一步研究 AOD 与 PM_{2.5} 之间的非线性关系,机器学习已取得丰富成果^[15,16]. Hu 等^[17]的研究应用随机森林 (RF) 模型预测美国的 PM_{2.5} 暴露水平. Chen 等^[18]的研究使用多元线性回归模型堆叠的 3 个机器学习子模型 (AdaBoost、XGBoost 和随机森林) 估算中国中部和东部逐小时 PM_{2.5} 浓度. 但时空模型无法反映 AOD 与 PM_{2.5} 间的非线性关系,而机器学习对 AOD-PM_{2.5} 关系的时空异质性考虑欠缺^[19].

综上所述,传统的 PM_{2.5} 估算存在如下问题: ①插值方法会改变数据的真实信息. ②从极轨卫星获取的 AOD 受到观测频率的限制,不足以反映 AOD 的真实分布. ③大多模型仅考虑 AOD 与 PM_{2.5} 之间关系的时空异质性或非线性关系. 针对以上问题,本文以四川省为研究区域,选取 Himawari-8 AOD 数据、ERA5 气象再分析资料、土地利用数据、夜光遥感数据和增强型植被指数等作为估算变量,

使用改进的重采样法进行数据匹配,并提出 iLME 结合 Geoi-RF 构建 PM_{2.5} 估算模型,估算了 2016 年季均和月均 PM_{2.5} 浓度,以期为区域空气质量评估、人体暴露风险评价和环境污染治理提供科学参考.

1 材料与方法

1.1 研究区域概况

四川省位于青藏高原和长江中下游平原的过渡地带,总面积约 48.6 万 km²,介于 97°~108°E 和 26°~34°N 之间,地势西高东低,因其独特的地理位置,风向受反气旋控制明显,易形成明显的“回水区”或静风现象,不利于污染物扩散,加之四川盆地 (主要包括四川省的成都、绵阳、泸州、南充、自贡、德阳、广元、遂宁、内江、乐山、宜宾、广安、达州、雅安、巴中、眉山和资阳,贵州省的遵义和毕节,云南省的昭通和重庆市等) 边缘山地对空气的冷却作用,使冷空气沿盆周向底部运动,容易在盆地底部聚集,形成典型的地形逆温现象,造成污染物不断累积,使得四川省中东部成为污染较为严重的地区. 研究区域如图 1 所示.

1.2 数据来源及处理

1.2.1 PM_{2.5} 站点数据

PM_{2.5} 浓度数据来自 2016 年四川省 94 个空气质量监测站点实时发布的 24 h 连续监测数据,通过中国国家环境监测中心 (CNEMC, <http://106.37.208.233:20035/>) 下载. 经筛选后获得 32 123 个有效数据,其中不包括异常数据 (PM_{2.5} > 1 000 μg·m⁻³ 及 PM_{2.5} < 0 μg·m⁻³). PM_{2.5} 监测站点分布见图 1.

1.2.2 Himawari-8 AOD 数据

Himawari-8 于 2015 年 7 月 7 日开始运行,卫星覆盖范围为 80°E~160°W 和 60°N~60°S,每 10 min 进行 1 次观测^[20], Zang 等^[21] 的研究将

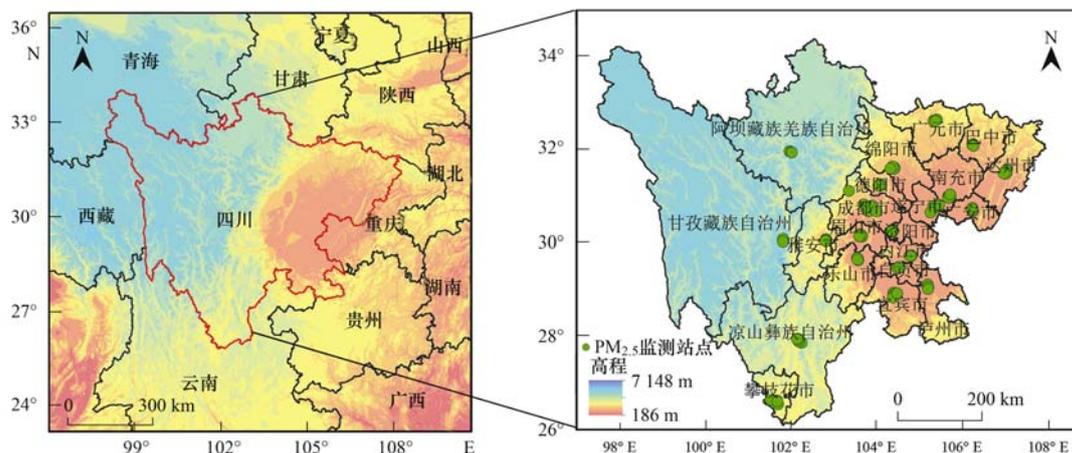


图 1 研究区域及地面监测站分布示意

Fig. 1 Research area and distribution of ground monitoring stations

Himawari-8 AOD 与中国及其周边地区的 42 个 AERONET 站点的地面观测结果进行分析,结果表明 Himawari-8 AOD 与 AERONET 实测 AOD 具有较高的相关性. 故 Himawari-8 AOD 产品可用于地面 $PM_{2.5}$ 估算. Himawari-8 AOD 产品包含 4 个置信度标识,分别为“非常好”、“好”、“一般”和“不可靠”,本文仅使用置信度为“非常好”的 Level-3 逐时 AOD 产品,通过日本宇航局的 P-Tree 系统 (<http://www.eorc.jaxa.jp/ptree/>) 下载了 2016 年 8784 景影像.

1.2.3 气象数据

已有研究表明气象数据(如温度、风速、边界层高度和相对湿度)能有效提高 AOD- $PM_{2.5}$ 关联模型的精度^[22]. 从欧洲中期天气预报中心(ECMWF)最新发布的 ERA5 再分析数据集 (<https://www.ecmwf.int/en/forecasts/datasets/reanalysis-datasets/era5>) 获取 2016 年四川省一系列与 $PM_{2.5}$ 相关的气象数据,包括边界层高度(BLH)、低植被覆盖指数

(CVL)、气压(PS)、温度(TEMP)、总降水量(RAIN)、高植被覆盖指数(CVH)、10 m 风速 u 分量(u_{10})、10 m 风速 v 分量(v_{10})和相对湿度(RH).

1.2.4 其他数据

已有研究表明地理因素、植被指数、人口和城市经济因素是影响 $PM_{2.5}$ 浓度的重要因素^[23]. 本文使用的 2016 年四川省土地利用数据、增强型植被指数及火点数据均来源于 MODIS (<https://ladsweb.modaps.eosdis.nasa.gov>),夜间灯光能较好地表征人类活动强度和能源消费状况,是影响 $PM_{2.5}$ 浓度的重要因素,夜光遥感数据来源于 VIIRS (https://www.ngdc.noaa.gov/eog/viirs/download_dnb_composites.html),人口数据来源于 Gridded Population of the World, Version 4 (GPWv4, <http://sedac.ciesin.columbia.edu/data/collection/gpw-v4>). DEM 数据来源于航天飞机雷达地形任务(SRTM, <http://srtm.csi.cgiar.org/srtmdata/>). 估算变量的具体信息见表 1.

表 1 估算变量的具体信息

Table 1 Specific information about estimated variables

变量	英文缩写	单位	时间分辨率	空间分辨率	来源
$PM_{2.5}$ 浓度	—	$\mu\text{g}\cdot\text{m}^{-3}$	1 h	—	CNEMC
气溶胶光学厚度	AOD	—	1 h	0.05°(约 5 km)	Himawari-8
边界层高度	BLH	m	1 h	0.25°(约 25 km)	ECMWF
低植被覆盖指数	CVL	—	1 h	0.25°(约 25 km)	ECMWF
总降雨	RAIN	mm	1 h	0.25°(约 25 km)	ECMWF
温度	TEMP	K	1 h	0.25°(约 25 km)	ECMWF
气压	PS	Pa	1 h	0.25°(约 25 km)	ECMWF
高植被覆盖指数	CVH	—	1 h	0.25°(约 25 km)	ECMWF
10 m 风速 u 分量	u_{10}	$\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$	1 h	0.25°(约 25 km)	ECMWF
10 m 风速 v 分量	v_{10}	$\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$	1 h	0.25°(约 25 km)	ECMWF
相对湿度	RH	—	1 h	0.25°(约 25 km)	ECMWF
人口密度	POP	10^4 人	5 a	1 km	GPWv4
夜间灯光指数	NL	—	1 month	500 m	VIIRS
火点指数	FPI	—	1 d	1 km	MODIS
土地利用	LUC	%	8 d	30 m	MODIS
增强型植被指数	EVI	—	16 d	0.05°(约 5 km)	MODIS
数字高程模型	DEM	m	—	90 m	SRTM

1.2.5 数据匹配

用于构建模型的数据集必须保持时间和空间上的一致性. 时间上,取卫星拍摄时刻前后 1 h 的 $PM_{2.5}$ 浓度均值与 Himawari-8 AOD 值进行匹配,取与 AOD 拍摄时刻最邻近的 ERA5 数据作为 Himawari-8 拍摄时刻的气象数据. 空间上,以 $PM_{2.5}$ 监测站点为基准,取像元中心位置距离监测站点最近的 AOD 像元为中心像元,取中心像元 25 km \times 25 km 范围内的 AOD 均值代表卫星气溶胶. 对于空间分辨率小于 5 km 的数据,定位 $PM_{2.5}$ 站点所在的空间像元,取中心像元 25 km \times 25 km 范围内的均值;

对于空间分辨率大于 5 km 的气象数据,使用改进的重采样法对气象数据做降尺度处理,再求取中心像元 25 km \times 25 km 范围内的平均值(如图 2). 具体步

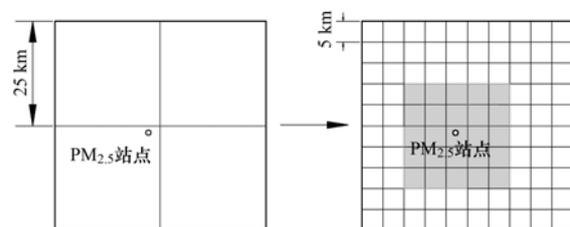


图 2 改进的重采样示意

Fig. 2 Improved resampling diagram

骤: ①将空间分辨率为 25 km 的像元划分为 5 km 的 25 个像元; ②将原始像元值赋予新划分的像元; ③定位 PM_{2.5} 站点所在的中心像元, 求取中心像元 25 km × 25 km 范围内的均值.

1.3 模型构建与验证

1.3.1 共线性诊断

估算变量间的多重共线性会影响模型的性能, 故建模前应将存在多重共性的变量剔除. 方差膨胀因子(VIF)是衡量自变量间多重共线性的重要指标^[24], 其计算公式见式(1):

$$VIF = 1/(1 - R_{\mu}^2) \quad (1)$$

式中, R_{μ}^2 为自变量 μ 与其余自变量回归的相关系数. 当 $VIF > 10$ 说明变量间存在多重共线性问题^[25]. 各变量的 VIF 值见表 2, 其中 SP(VIF = 126.70)、TEMP(VIF = 193.75)和 RH(VIF = 22.16)表现出严重的多重共线性, 经逐步回归后发现剔除 TEMP 和 RH 后, 其他变量的 VIF 值均小于 5(表 2), 故除 TEMP 和 RH 外, 其他变量均加入 iLME 模型拟合. 而机器学习具有强大的非线性映射能力, 无需考虑变量间的多重共线性问题, 故将 TEMP 和 RH 加入 Geoi-RF 模型拟合.

1.3.2 改进的 LME 模型(iLME)

LME 模型是线性回归模型的扩展, 由固定效应和随机效应组成. 固定效应是常规的线性回归部分, 随机效应与随机抽取的实验个体相关. 随机效应具有先验的正态分布, 均值为零且方差恒定^[26,27].

$$PM_{2.5,i,j} = (\alpha_0 + \beta_0) + (\alpha_1 \cdot \sqrt{w} + \beta_1 \cdot \sqrt{w}) \cdot AOD_{i,j} + (\alpha_2 + \beta_2) \cdot BLH_{i,j} + (\alpha_3 + \beta_3) \cdot CVL_{i,j} + (\alpha_4 + \beta_4) \cdot PS_{i,j} + (\alpha_5 + \beta_5) \cdot RAIN_{i,j} + (\alpha_6 + \beta_6) \cdot CVH_{i,j} + (\alpha_7 + \beta_7) \cdot u_{10,i,j} + (\alpha_8 + \beta_8) \cdot v_{10,i,j} + (\alpha_9 + \beta_9) \cdot DEM_{i,j} + (\alpha_{10} + \beta_{10}) \cdot LUCC_{i,j} + (\alpha_{11} + \beta_{11}) \cdot NL_{i,j} + (\alpha_{12} + \beta_{12}) \cdot EVI_{i,j} + (\alpha_{13} + \beta_{13}) \cdot FPI_{i,j} + (\alpha_{14} + \beta_{14}) \cdot POP_{i,j} + \varepsilon \quad (2)$$

式中, $PM_{2.5,i,j}$ 为第 i 天在第 j 个站点的 PM_{2.5} 的平均浓度值; $AOD_{i,j}$ 、 $BLH_{i,j}$ 、 $CVL_{i,j}$ 、 $PS_{i,j}$ 、 $RAIN_{i,j}$ 、 $CVH_{i,j}$ 、 $u_{10,i,j}$ 、 $v_{10,i,j}$ 、 $DEM_{i,j}$ 、 $LUCC_{i,j}$ 、 $NL_{i,j}$ 、 $EVI_{i,j}$ 、 $FPI_{i,j}$ 和 $POP_{i,j}$ 分别为第 i 天在第 j 个站点对应像元的气溶胶光学厚度、边界层高度、低植被覆盖指数、气压、降水量、高植被覆盖指数、10 m 风速 u 分量、10 m 风速 v 分量、高程、土地利用、夜间灯光指数、增强型植被指数、火点数量和人口密度; α_0 为固定截距; β_0 为固定斜率; $\alpha_1 \sim \alpha_{14}$ 为随机截距; $\beta_1 \sim \beta_{14}$ 为随机斜率; ε 为误差项. w 为地理加权系数, 其公式见式(3):

$$w_{j,k} = \exp[-(d_{j,k}/b)^2] \quad (3)$$

式中, $d_{j,k}$ 为站点 j 和站点 k 之间的距离, b 为描述权重与距离之间函数关系的非负衰减参数, 称为带宽.

表 2 多重共线性检验结果

Table 2 Multicollinearity test results

估算变量	VIF 值	剔除变量后的 VIF 值
AOD	1.50	1.43
PS	126.70	2.86
TEMP	193.75	—
RH	22.16	—
BLH	7.52	2.47
EVI	1.41	1.17
CVL	1.37	1.35
DEM	2.17	1.75
u_{10}	1.18	1.17
LUCC	3.28	3.27
v_{10}	1.40	1.34
POP	2.83	2.78
CVH	1.81	1.56
NL	4.87	4.84
RAIN	1.06	1.03
FPI	1.06	1.06

LME 模型通过将共同的随机效应和具有相同水平的分组变量的观测值相关联来表示与数据分组有关的协方差结构.

但 LME 模型未考虑 AOD 与 PM_{2.5} 之间关系的空间异质性, 不同的地理位置受到各种污染源、气象条件和人口密度等的影响, 都会影响 LME 模型的回归效果. 考虑到 AOD 和 PM_{2.5} 的关系在时间和空间上都会发生变化, 本文提出改进的 LME 模型, 在 LME 模型中嵌套包含地理加权系数的固定效应和随机效应, 以解释 AOD 和 PM_{2.5} 之间关系的时空异质性, 其公式见式(2):

1.3.3 地理智能随机森林(GEOI-RF)

随机森林通过 bootstrap 重采样技术, 从原始训练样本集中有放回地重复随机抽取样本生成新的训练样本集合进行决策树建模, 然后组合多棵决策树组成随机森林. 与其他机器学习算法相比, 随机森林算法能处理高维度数据, 并且无需做特征选择, 具有对数据集的适应力强、实现简单、精度高和抗过拟合能力强等优势^[28].

考虑到 PM_{2.5} 在大气中的传输过程及其具有时间自相关的特性, PM_{2.5} 监测站点附近 n 个站点和同一站点前 m 天的 PM_{2.5} 观测值对于估算 PM_{2.5} 具有参考意义. 用于估算 PM_{2.5} 的 Geoi-RF 示意图图 3. 输入变量为 iLME 模型的估算值、TEMP、RH 和时空信息. 其中时空信息项表示为:

$$S-PM_{2.5} = \frac{\sum_{p=1}^n ws_p PM_{2.5,p}}{\sum_{p=1}^n ws_p}, \quad ws_p = \frac{1}{ds_p^2} \quad (4)$$

$$T-PM_{2.5} = \frac{\sum_{q=1}^m wt_q PM_{2.5,q}}{\sum_{q=1}^m wt_q}, \quad wt_q = \frac{1}{dt_q^2} \quad (5)$$

式中, S-PM_{2.5}和 T-PM_{2.5}分别为空间信息项和时间信息项, *m*和 *n*均为3; PM_{2.5,*p*}为在空间上靠近该站点的第 *p* 个站点的 PM_{2.5} 观测值; PM_{2.5,*q*}为同一站点之前第 *q* 天的 PM_{2.5} 观测值; *ws_p*和 *wt_q*分别为空间上靠近该站点的第 *p* 个站点的距离加权系数和同一站点之前第 *q* 天的时间加权系数; *ds_p*和 *dt_q*分别为空间上靠近该站点的第 *p* 个站点与该站点的空间距离和同一站点之前第 *q* 天与该站点观测时刻的时间间隔。

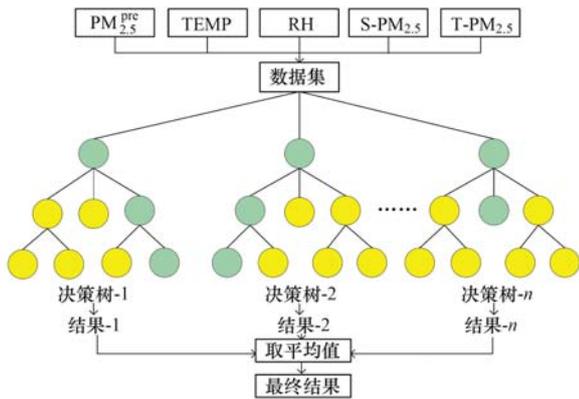


图3 Geoi-RF 示意

Fig. 3 Schematic of Geoi-RF

1.3.4 模型构建

iLME + Geoi-RF 模型建模包括3个步骤,即时空匹配、变量筛选和模型构建,具体流程如图4所示。

按1.2.5节所述进行时空匹配,计算所有变量的VIF值,经逐步回归后得出需保留在iLME模型中的变量和需从iLME模型中剔除的变量,需保留的变量加入iLME模型拟合,从iLME模型中剔除的变量加入Geoi-RF进行拟合,再利用iLME + Geoi-RF模型估算2016年四川省的PM_{2.5}浓度空间分布。

1.3.5 模型验证

为全面客观地评价模型的估算精度,采用决定系数(*R*²)、均方根误差(RMSE)和平均绝对误差(MAE)来比较地理神经网络加权回归(GNNWR)模型^[29]、LME模型、iLME + BP模型、地理智能深度学习(Geoi-DBN)模型^[30]、LME + Geoi-DBN模型、iLME + Geoi-DBN模型、LME + Geoi-RF模型和

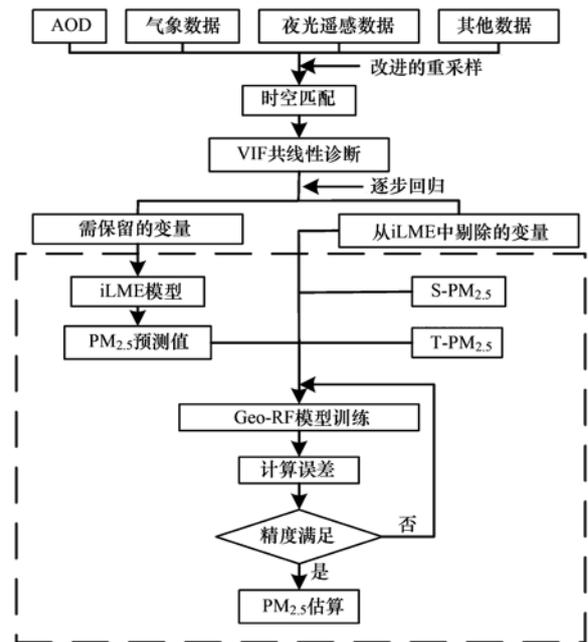


图4 模型构建过程

Fig. 4 Model building process

iLME + Geoi-RF 模型的拟合效果,并利用十折交叉验证^[31]对所提出的模型进行验证,各指标计算见式(6):

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N [PM_{2.5}^{obs}(i) - PM_{2.5}^{pre}(i)]^2}{\sum_{i=1}^N [PM_{2.5}^{obs}(i) - \overline{PM_{2.5}^{obs}}]^2}, \quad (6)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [PM_{2.5}^{obs}(i) - PM_{2.5}^{pre}(i)]^2},$$

$$MAE = \frac{1}{N} |PM_{2.5}^{obs}(i) - PM_{2.5}^{pre}(i)|.$$

式中, *N*为样本总数; PM_{2.5}^{obs}为实测PM_{2.5}浓度; PM_{2.5}^{pre}为估算PM_{2.5}浓度; $\overline{PM_{2.5}^{obs}}$ 为实测PM_{2.5}浓度的平均值。

2 结果与讨论

2.1 PM_{2.5}与估算变量的相关性分析

对16个估算变量和地面实测PM_{2.5}进行时空匹配,共获得10 007条有效数据,按日进行分割求取平均值后得到3607条数据.表3为估算变量的描述性统计,其中2016年四川省参与建模数据的PM_{2.5}浓度最大值为246.50 μg·m⁻³,最小值为1.17 μg·m⁻³,均值为24.88 μg·m⁻³,年均PM_{2.5}浓度远高于中国环境空气质量标准(GB 3095-2012)一级限值(15.00 μg·m⁻³)^[32],表明四川省PM_{2.5}污染程度较高。

PM_{2.5}与AOD、PS、TEMP、RH、BLH、CVL、*u*₁₀、*v*₁₀、POP、CVH、NL、RAIN和FPI呈正相关关

系,其中 PM_{2.5} 与 AOD 密切相关,皮尔逊相关系数高达 0.65,因为 AOD 为表征大气浑浊度的物理量,其值越高表明大气污染越严重. 气压、温度、相对湿度和边界层高度是影响 PM_{2.5} 稀释和扩散的重要因素,皮尔逊相关系数分别为 0.58、0.55、0.54 和 0.35. 气压升高能促使高压中心的气流下沉阻碍 PM_{2.5} 扩散^[33]. 温度的升高降低了空气流动速率,大量污染物颗粒飘浮于空气中,不利于大气污染物稀释和扩散^[34]. 相对湿度的增加有助于 PM_{2.5} 中的部分可溶性粒子的吸水性较强,造成吸湿加重^[35]. 大气中污染物的扩散和输送很大程度上依赖边界层结

构,边界层越高,湍流作用使颗粒物和气体混合越充分. 风速与 PM_{2.5} 呈正相关主要因为四川省全年平均风速在 0.46 m·s⁻¹ 左右,该风速对地表 PM_{2.5} 的稀释和扩散能力非常弱,却有利于大气污染物间的混合.

PM_{2.5} 与 EVI、LUCC 和 DEM 呈负相关关系,植被是大气中 PM_{2.5} 有效的清除机制之一,大气颗粒物经植物叶片气孔进入植物体内,参与植物代谢反应达到净化空气的目的^[36]. 海拔高的地区受人类干扰相对较小,人为因素产生的排放污染物也较少.

表 3 估算变量的描述性统计¹⁾

Table 3 Descriptive statistics of estimated variables

变量名	最小值	最大值	平均值	Pearson 相关系数
PM _{2.5} 浓度/μg·m ⁻³	1.17	264.50	24.88	—
AOD	0.01	2.53	0.21	0.65
PS/Pa	10 624.01	99 664.37	50 894.82	0.58
TEMP/K	32.72	312.02	161.87	0.55
RH	3.61	90.18	30.67	0.54
BLH/m	70.47	3 480.26	509.44	0.35
EVI	0.18	0.59	0.38	-0.22
CVL	0.00	0.57	0.10	0.18
DEM/m	423.40	3 814.33	1 291.04	-0.17
u ₁₀ /m·s ⁻¹	0.00	3.83	0.16	0.17
LUCC	0.00	1.00	0.49	-0.15
v ₁₀ /m·s ⁻¹	0.00	4.56	0.43	0.15
POP × 10 ⁴ /人	16.11	3 708.52	850.97	0.12
CVH	0.11	16.00	2.36	0.11
NL	0.05	56.53	13.93	0.11
RAIN/mm	0.00	1.99	0.01	0.03
FPI	0.00	5.06	4.78	0.02

1) Pearson 相关系数无量纲

2.2 模型拟合及交叉验证

使用全数据集进行训练考察模型的拟合效果,通过十折交叉验证考察模型的估算与泛化能力.

2.2.1 模型拟合结果

按 1.2.5 节所述进行时空匹配后,按日求取平均值获得 3607 条数据,将全数据集输入 iLME + Geoi-RF 模型进行拟合,并与 GNNWR 模型、LME 模型、iLME + BP 模型、Geoi-DBN 模型、LME + Geoi-DBN 模型、iLME + Geoi-DBN 模型和 LME + Geoi-RF 模型进行对比,图 5 和表 4 为模型拟合值和地面监测站点实测值的回归分析结果.

由图 5 可知 GNNWR 模型、LME 模型和 Geoi-DBN 模型分别能解释 PM_{2.5} 浓度 80%、89% 和 91% 的变异,在相同的条件下,组合模型相较于单个模型拟合效果更佳,iLME + BP 模型、LME + Geoi-DBN 模型和 LME + Geoi-RF 模型分别能解释 PM_{2.5} 浓度 94%、92% 和 97% 的变异,在 LME 中嵌套包含地理

加权系数的固定效应和随机效应后,iLME + Geoi-DBN 模型和 iLME + Geoi-RF 模型相较于 LME + Geoi-DBN 模型和 LME + Geoi-RF 模型分别提高 3% 和 1% 的解释变异的效果. 总体来看,iLME + Geoi-RF 模型解释 PM_{2.5} 浓度变异能力最强,整体上具有估算 PM_{2.5} 浓度的优越性.

表 4 可知 GNNWR 模型拟合能力较差,R²、RMSR 和 MAE 分别为 0.80、10.80 μg·m⁻³ 和 6.50 μg·m⁻³; LME 模型考虑到 AOD-PM_{2.5} 之间关系的时间异质性其拟合结果更理想,R²、RMSR 和 MAE 分别为 0.89、8.12 μg·m⁻³ 和 4.95 μg·m⁻³; 考虑到 PM_{2.5} 在大气中的传输过程及其具有时间自相关的特性引入时空项后,Geoi-DBN 模型的拟合表现更好,R²、RMSR 和 MAE 分别为 0.91、7.42 μg·m⁻³ 和 4.79 μg·m⁻³; 将 iLME 模型与 BP 神经网络组合后,iLME + BP 模型精度明显提升,R²、RMSR 和 MAE 分别为 0.94、5.82 μg·m⁻³ 和 3.91 μg·m⁻³;

将组合模型的 BP 神经网络换为 Geoi-DBN 后, iLME + Geoi-DBN 模型效果更佳, R^2 、RMSR 和 MAE 分别为 0.95、 $5.35 \mu\text{g}\cdot\text{m}^{-3}$ 和 $3.59 \mu\text{g}\cdot\text{m}^{-3}$; 进一步将 Geoi-RF 替换 Geoi-DBN 后, iLME + Geoi-RF 模型拟

合精度进一步提高, R^2 、RMSR 和 MAE 分别为 0.98、 $3.25 \mu\text{g}\cdot\text{m}^{-3}$ 和 $1.98 \mu\text{g}\cdot\text{m}^{-3}$. 说明 iLME + Geoi-RF 模型估算 $\text{PM}_{2.5}$ 浓度与地面实测 $\text{PM}_{2.5}$ 浓度符合程度更高, 误差更小, 具有最佳的拟合能力.

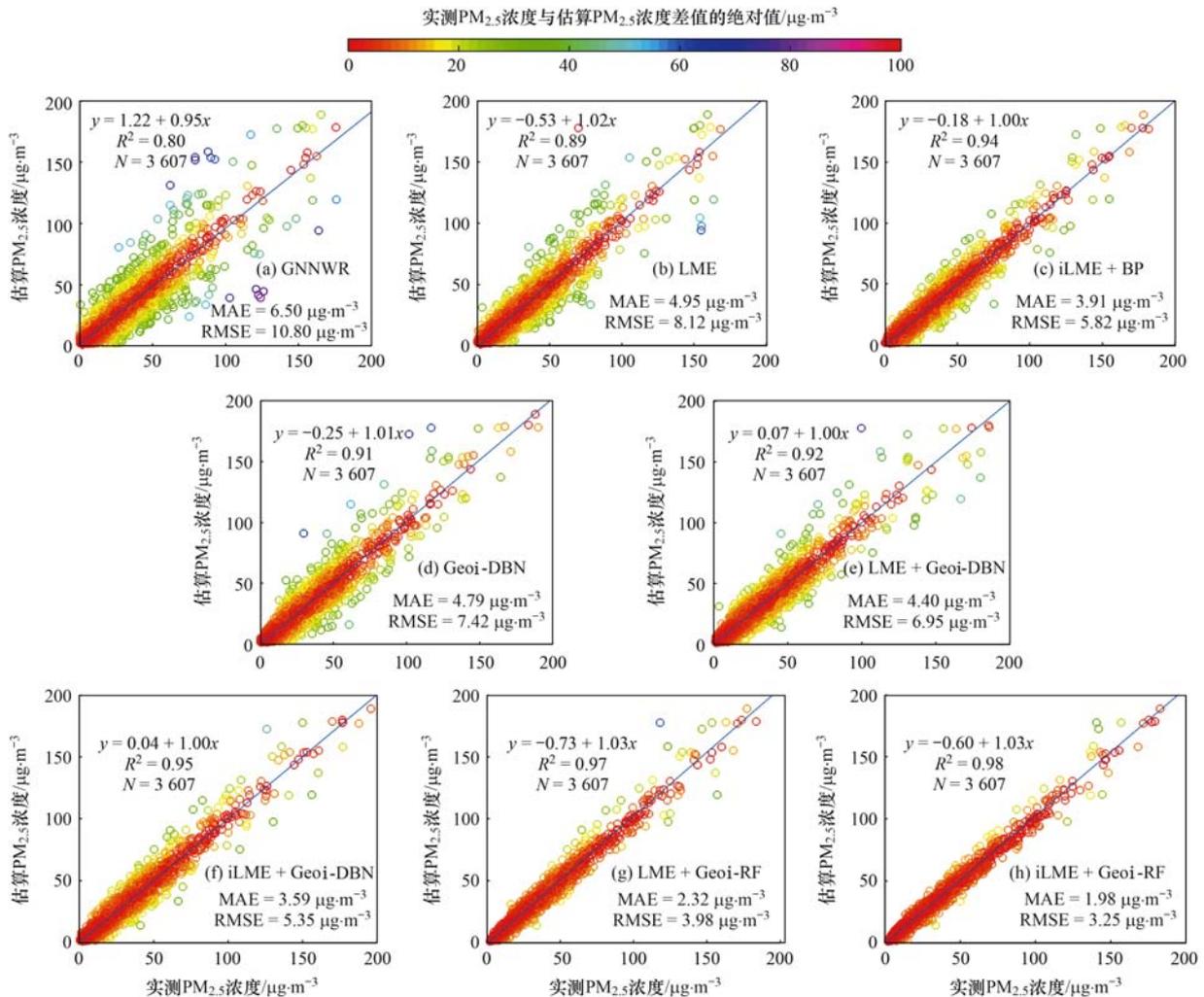


图5 模型拟合结果对比

Fig. 5 Comparison of model fitting results

2.2.2 模型交叉验证结果

使用十折交叉验证用于8种模型的验证. 图6和表4为交叉验证中模型交叉验证值和地面站点实测值的分析结果. 结果表明8种模型交叉验证 R^2 介于 0.73 ~ 0.89 之间, 均方根误差范围在 $3.25 \sim 10.80 \mu\text{g}\cdot\text{m}^{-3}$, 平均绝对误差范围在 $1.98 \sim 6.50 \mu\text{g}\cdot\text{m}^{-3}$. 组合模型的交叉验证结果普遍高于单个模型, iLME + BP 模型未考虑到 $\text{PM}_{2.5}$ 在大气中的传输过程及其具有时间自相关的特性, 其验证结果低于考虑时空信息的单个模型 (Geoi-DBN). 将 LME 模型与考虑时空信息的 Geoi-DBN 模型组合后, LME + Geoi-DBN 模型精度有一定程度的提升, R^2 、RMSE 和 MAE 分别为 0.87、 $8.54 \mu\text{g}\cdot\text{m}^{-3}$ 和 $5.28 \mu\text{g}\cdot\text{m}^{-3}$; 在 LME + Geoi-DBN 基础上对 LME 模型进

行改进后, iLME + Geoi-DBN 模型交叉验证结果更佳, R^2 、RMSE 和 MAE 分别为 0.88、 $8.29 \mu\text{g}\cdot\text{m}^{-3}$ 和 $5.01 \mu\text{g}\cdot\text{m}^{-3}$; 使用 Geoi-RF 替换 Geoi-DBN 后, iLME + Geoi-RF 模型验证精度进一步提升, R^2 、RMSE 和 MAE 分别为 0.89、 $7.95 \mu\text{g}\cdot\text{m}^{-3}$ 和 $4.81 \mu\text{g}\cdot\text{m}^{-3}$. 综上所述, 利用 iLME + Geoi-RF 模型估算四川省 $\text{PM}_{2.5}$ 浓度具有很好的准确性.

2.2.3 模型稳定性分析

为进一步测试 iLME + Geoi-RF 模型的稳定性, 使用 iLME + Geoi-RF 模型拟合值和地面监测站点实测值的回归结果进行比较 (图7). 在不同的月份, iLME + Geoi-RF 模型有较高的 R^2 (不同月份为 0.94 ~ 0.98), 表明该模型获得令人满意的时间稳定性.

根据研究区域的实际季节划分来定义季节: 春季

(3、4 和 5 月), 夏季(6、7 和 8 月), 秋季(9、10 和 11 月) 和冬季(12、1 和 2 月). 图 8 为 iLME + Geoi-RF 模型在不同季节的拟合结果. 该模型在春季、秋季和冬季均表现良好, R^2 、RMSE 和 MAE 分别为 0.98、3.89 $\mu\text{g}\cdot\text{m}^{-3}$ 和 2.23 $\mu\text{g}\cdot\text{m}^{-3}$; 0.98、3.39 $\mu\text{g}\cdot\text{m}^{-3}$ 和 2.07 $\mu\text{g}\cdot\text{m}^{-3}$; 0.98、3.96 $\mu\text{g}\cdot\text{m}^{-3}$ 和 2.28 $\mu\text{g}\cdot\text{m}^{-3}$. 夏季模

型的拟合优度略逊一筹, R^2 、RMSE 和 MAE 分别为 0.96、2.84 $\mu\text{g}\cdot\text{m}^{-3}$ 和 1.83 $\mu\text{g}\cdot\text{m}^{-3}$. 但夏季 RMSE 和 MAE 均低于其他 3 个季节, 这可能是由于夏季实测 PM_{2.5} 浓度相对其他季节较低, 导致夏季 RMSE 和 MAE 的计算结果较小. 结果表明, iLME + Geoi-RF 模型在各个季节均较为稳定.

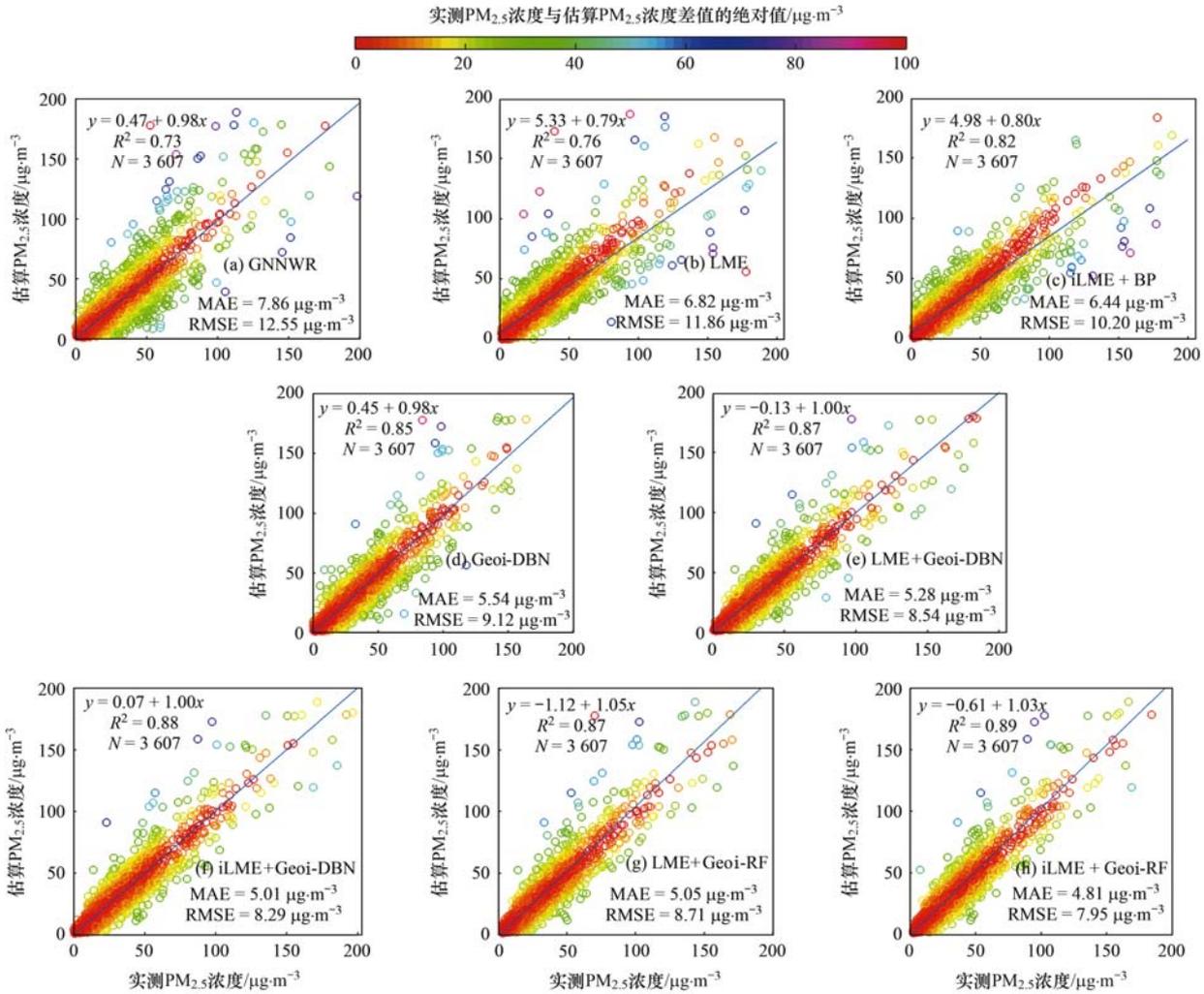


图 6 模型交叉验证结果对比
Fig. 6 Comparison of model cross-validation results

表 4 模型拟合及交叉验证结果对比¹⁾

Table 4 Comparison of model fitting and cross-validation results

模型	模型拟合			交叉验证		
	R ²	RMSE/ $\mu\text{g}\cdot\text{m}^{-3}$	MAE/ $\mu\text{g}\cdot\text{m}^{-3}$	R ²	RMSE/ $\mu\text{g}\cdot\text{m}^{-3}$	MAE/ $\mu\text{g}\cdot\text{m}^{-3}$
GNNWR	0.80	10.80	6.50	0.73	12.55	7.86
LME	0.89	8.12	4.95	0.76	11.86	6.82
iLME + BP	0.94	5.82	3.91	0.82	10.20	6.44
Geoi-DBN	0.91	7.42	4.79	0.85	9.12	5.54
LME + Geoi-DBN	0.92	6.95	4.40	0.87	8.54	5.28
iLME + Geoi-DBN	0.95	5.35	3.59	0.88	8.29	5.01
LME + Geoi-RF	0.97	3.98	2.32	0.87	8.71	5.05
iLME + Geoi-RF	0.98	3.25	1.98	0.89	7.95	4.81

1) 黑体字表示最优结果

2.3 PM_{2.5} 时空分布

首先使用 94 个站点数据训练 iLME + Geo-RF

模型, 然后将 2016 年四川省各估算变量日空间分布输入训练出的 iLME + Geo-RF 模型得出日 PM_{2.5} 浓

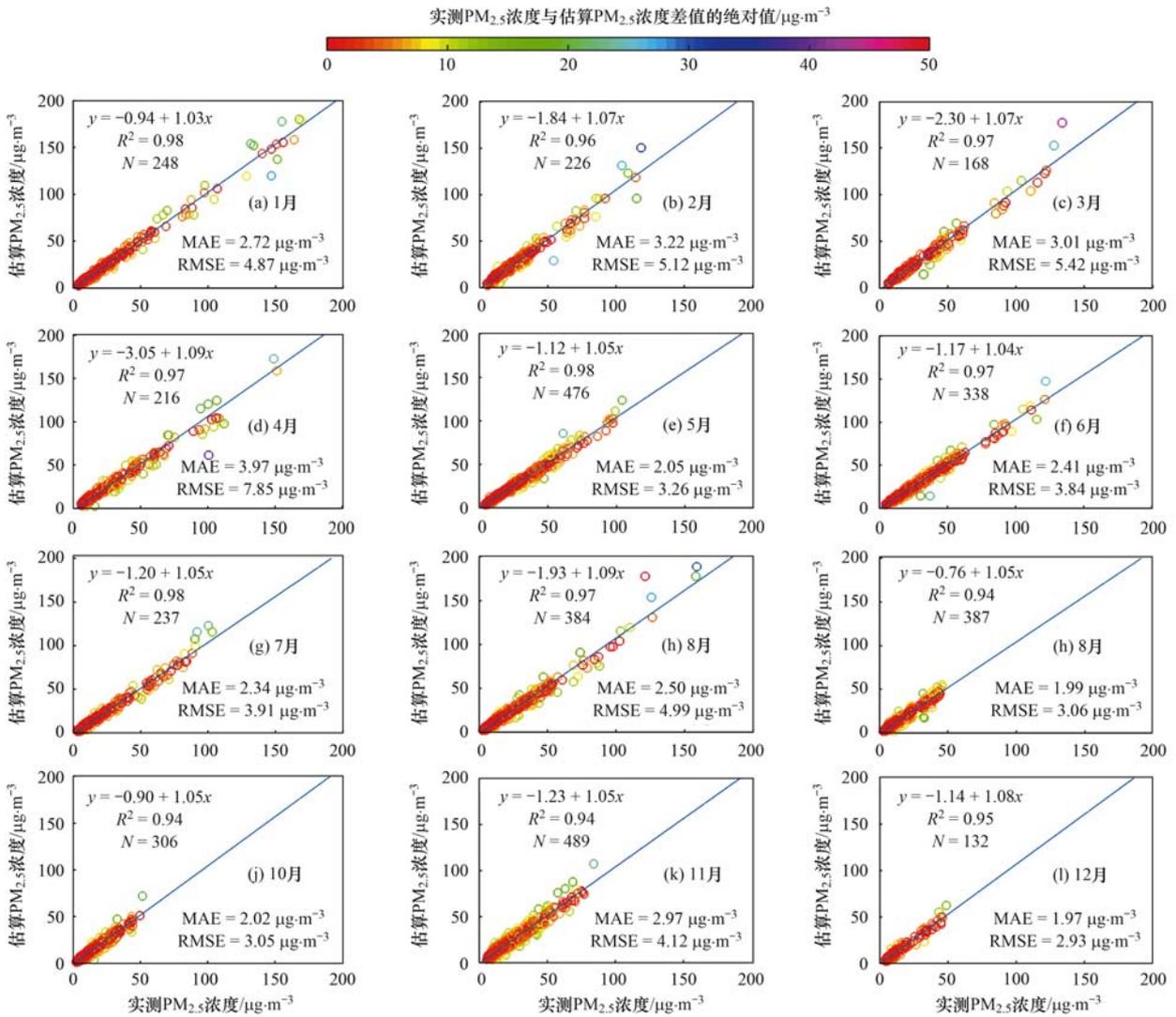


图 7 月尺度模型拟合结果

Fig. 7 Monthly scale model regression results

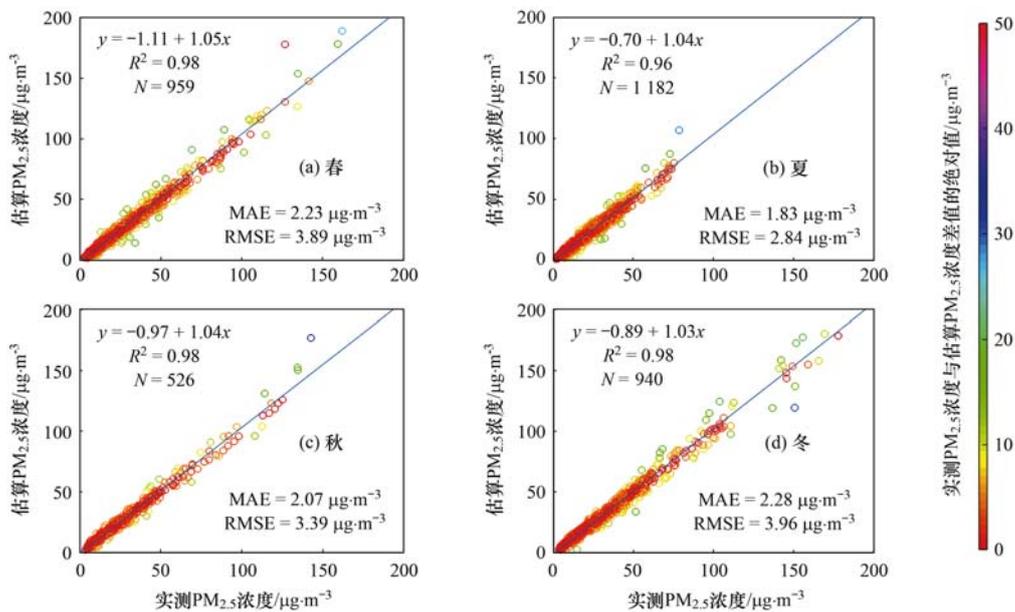


图 8 季尺度模型拟合结果

Fig. 8 Seasonal scale model regression results

度空间分布(其中 T-PM_{2.5}由各变量和 S-PM_{2.5}估算出的 PM_{2.5}浓度分布图获取),最后将日 PM_{2.5}浓度空间分布叠加取平均得到四川省月均、季均的 PM_{2.5}浓度空间分布.

2.3.1 不同模型估算的 PM_{2.5} 浓度空间分布

为比较不同模型在估算 PM_{2.5}空间分布上的性能差异.以 2016 年 1 月为例,求取四川省每个 PM_{2.5}监测站点的 PM_{2.5}平均浓度,并将 iLME + BP 模型和 iLME + Geoi-RF 模型估算的 PM_{2.5}浓度空间分布进

行对比.图 9 为 iLME + BP 模型和 iLME + Geoi-RF 模型估算的 PM_{2.5}浓度空间分布.

由图 9 可知,不同模型估算的 PM_{2.5}浓度空间分布基本一致,高值区主要分布在东部的成都、德阳、绵阳、广元、巴中和眉山等地区,低值区主要分布在阿坝、甘孜和凉山等地区.但在估算 PM_{2.5}数值上,iLME + BP 模型估算结果总体偏高,尤其是在四川省东部地区,其估算结果与地面监测站点实测结果差别较大,而 iLME + Geoi-RF 模型的估算值更符合地面监测站点的监测情况,说明 iLME + Geoi-RF 模型更优,估算的 PM_{2.5}浓度空间分布更接近于真实情况.

2.3.2 PM_{2.5}月均浓度分析

基于四川省月均 PM_{2.5}浓度空间分布求取所有栅格的平均值,即为四川省的月均 PM_{2.5}浓度,月均 PM_{2.5}浓度随月份变化如图 10 所示,2016 年四川省月均 PM_{2.5}浓度变化总体上呈“V”型趋势,1 月 PM_{2.5}污染最严重,平均值为 63.87 μg·m⁻³,其次是 12、10 和 2 月,其平均值分别为 61.61、55.15 和 49.48 μg·m⁻³,6 月 PM_{2.5}污染程度最轻微,平均值为 21.11 μg·m⁻³,估算结果与 PM_{2.5}实际变化规律相符.PM_{2.5}由 1 月的 63.87 μg·m⁻³下降至 6 月的 21.11 μg·m⁻³,月均下降 7.13 μg·m⁻³.6~12 月 PM_{2.5}浓度基本呈上升趋势,由 6 月的 21.11 μg·m⁻³上升至 12 月的 61.61 μg·m⁻³,月均上升 6.75 μg·m⁻³,但 8 月和 11 月的 PM_{2.5}浓度相较 7 月和 10 月有所下降,分别下降 4.01 μg·m⁻³和 17.44 μg·m⁻³,这可能是 8 月四川省平均气温为 25.10℃,较常年同期偏高 2.00℃,温度的升高降低了空气流动速率,大量污染物颗粒飘浮于空气中,不利于大气污染物稀释和扩散.在 11 月平均月降水量比常年偏多 31%,雨水对空气中的污染物起到清洗作用,大气

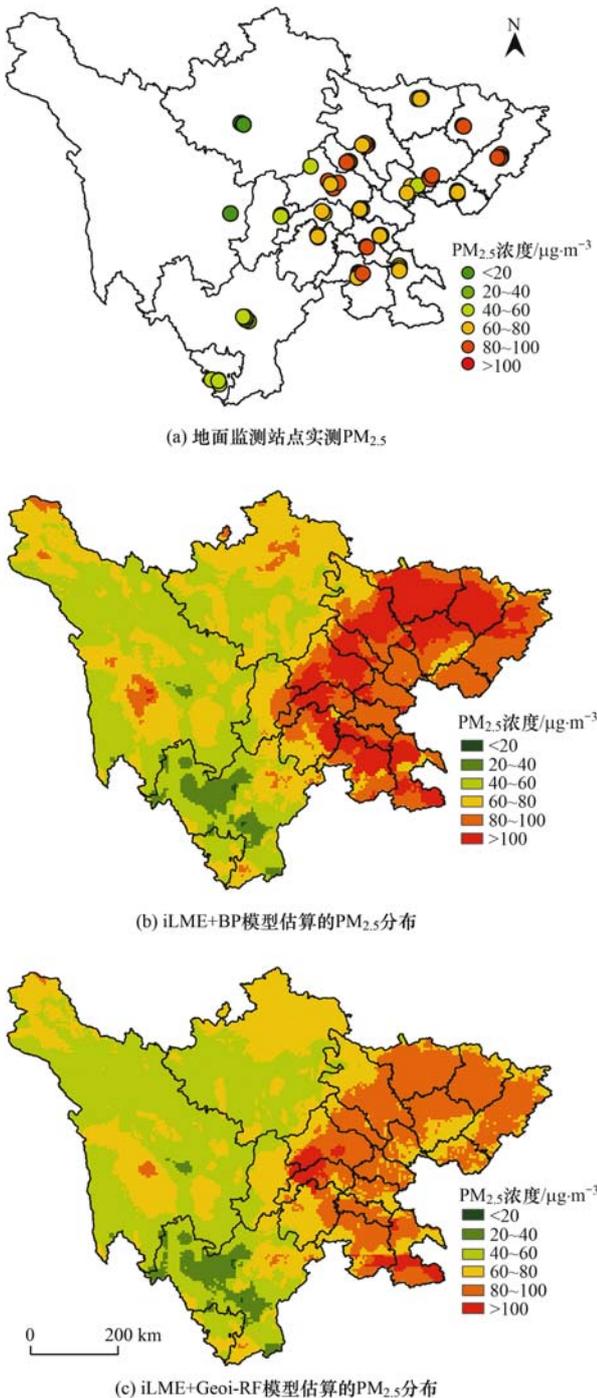


图 9 不同模型估算的 PM_{2.5} 浓度空间分布

Fig. 9 Spatial distribution of PM_{2.5} concentration estimated by different models

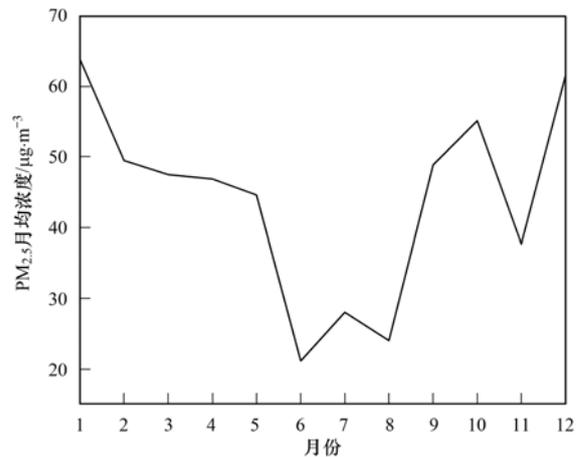


图 10 PM_{2.5}月均浓度变化

Fig. 10 Change in monthly average concentration of PM_{2.5}

污染物随雨水流入地下。

2016年四川省月均 $PM_{2.5}$ 浓度空间分布如图11所示, $PM_{2.5}$ 月均浓度总体上呈现东高西低,局部污染程度较高的特点.高污染聚集区分布于东部的成都、德阳、绵阳、广元、巴中、达州和眉山等区域,该区域月均 $PM_{2.5}$ 浓度变化趋势与全省变化趋势一致,总体上呈“V”型分布,大部分月份超过 $60.00 \mu\text{g}\cdot\text{m}^{-3}$.该区域人口密集、经济发达,工业生产、交通运输和能源燃烧等排放大量污染物;加之独特

的地理环境容易形成典型的地形逆温现象,造成污染物不断累积.低污染聚集区主要集中在西部的甘孜、阿坝和凉山等区域,该区域月均 $PM_{2.5}$ 浓度整体分布较均匀,大部分月份均低于 $60.00 \mu\text{g}\cdot\text{m}^{-3}$.该区域地形以山地和高原为主,人口稀疏,经济发展相对滞后,人为排放量较少;其次受亚热带季风气候影响,降水量较大^[37],对 $PM_{2.5}$ 浓度起到净化和稀释作用,因而空气质量较好.

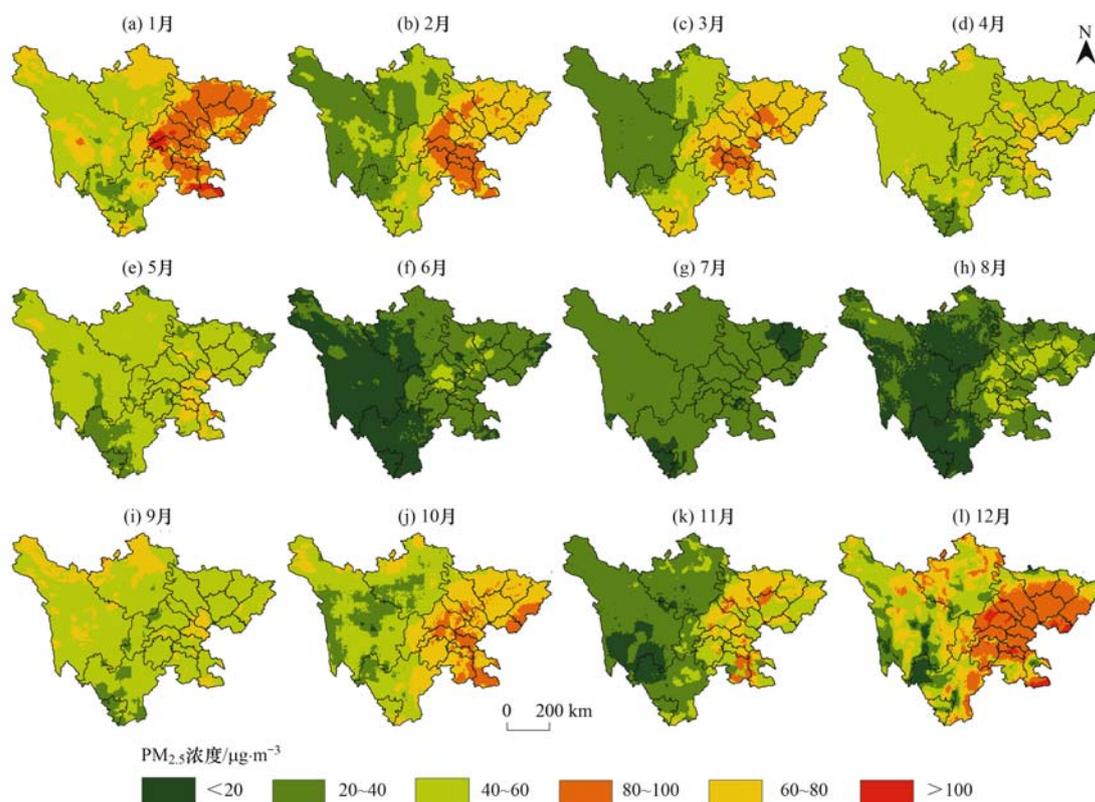


图 11 月均 $PM_{2.5}$ 空间分布

Fig. 11 Monthly average $PM_{2.5}$ spatial distribution

2.3.3 $PM_{2.5}$ 季均浓度分析

按2.2.3节所述,以3、4和5月为春季,6、7和8月为夏季,9、10和11月为秋季,1、2和12月为冬季.四川省季均 $PM_{2.5}$ 浓度存在显著的季节性差异(图12),一年四季的平均值依次为 46.33 (春季)、 24.38 (夏季)、 47.25 (秋季)和 $58.32 \mu\text{g}\cdot\text{m}^{-3}$ (冬季),冬季 $PM_{2.5}$ 平均浓度值最高,其次为秋季,春季 $PM_{2.5}$ 平均浓度值与秋季相差仅 $0.92 \mu\text{g}\cdot\text{m}^{-3}$,夏季最低,各季节 $PM_{2.5}$ 浓度大小依次为:冬季>秋季>春季>夏季.

春季 $PM_{2.5}$ 浓度变化范围为 $16.96 \sim 77.96 \mu\text{g}\cdot\text{m}^{-3}$,其高值区主要分布在自贡东部、资阳东北部和遂宁东南部,低值区主要分布在西部的阿坝、甘孜、凉山和攀枝花等地区.夏季 $PM_{2.5}$ 浓度变化范围

为 $3.27 \sim 53.53 \mu\text{g}\cdot\text{m}^{-3}$,相比春季 $PM_{2.5}$ 浓度值大幅降低, $PM_{2.5}$ 浓度高值区向成都中部、南充西北部、眉山东部和乐山东北部转移,全省大部分地区 $PM_{2.5}$ 污染均有明显改善.这主要因为夏季降水量增多使空气湿度变大,地面尘土和工业排放的污染物等不易扩散到空气中^[38],且夏季植被覆盖率最高,植被对大气污染物质的净化较强^[39].秋季 $PM_{2.5}$ 浓度变化范围为 $19.27 \sim 83.19 \mu\text{g}\cdot\text{m}^{-3}$, $PM_{2.5}$ 浓度上升趋势明显,其高值区向成都平原经济区聚集,低值区仍保持在阿坝、甘孜、凉山和攀枝花等地区.秋季干燥有风, $PM_{2.5}$ 浓度不易聚集,但空气中的沙尘和生物质等会引起 $PM_{2.5}$ 浓度升高^[40].冬季 $PM_{2.5}$ 浓度变化范围为 $17.62 \sim 101.52 \mu\text{g}\cdot\text{m}^{-3}$,高值区和低值区分布与秋季类似,但 $PM_{2.5}$ 浓度呈大幅上升趋势,

冬季寒冷干燥,大面积取暖,煤炭燃烧排放污染较大,天气较冷,出行多靠汽车,而汽车出行次数增加也会使汽车尾气排放量增加.四川省 PM_{2.5} 污染总体上呈现“东高西低”的空间分布特征,高值区主要分布在东部的成都、德阳、绵阳、广元、巴中和眉山等地.其主要的的原因是东部工业较发达、汽车尾气和人类生活排放的 PM_{2.5} 浓度高,加之成都平原经济区和川东北经济区四面环山,不利于 PM_{2.5} 的扩散.低值区主要分布在阿坝、甘孜和凉山等地区,该地区人类活动不频繁,污染物排放少,且植被覆盖度较高,对污染物的清洁作用强.

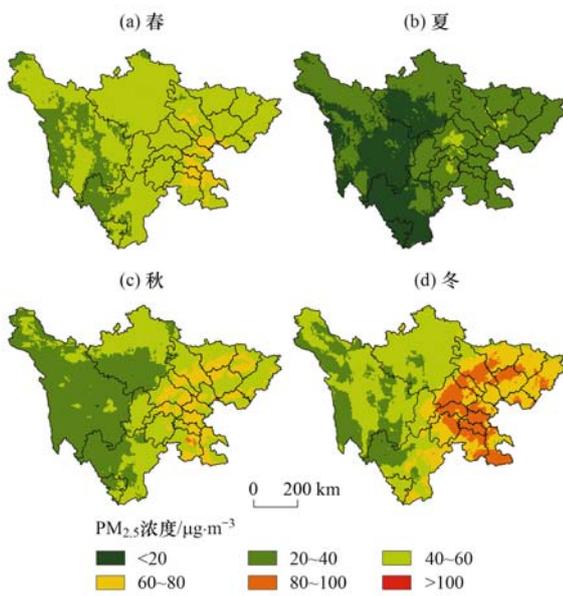


图 12 季均 PM_{2.5} 空间分布

Fig. 12 Seasonal average PM_{2.5} spatial distribution

3 结论

(1)在日尺度上分析 PM_{2.5} 与所选取的各变量的相关关系,结果表明 PM_{2.5} 与 AOD、PS、TEMP、RH、BLH、CVL、 u_{10} 、 v_{10} 、POP、CVH、NL、RAIN 和 FPI 呈正相关关系,而与 EVI、DEM 和 LUCC 呈负相关关系,其中 AOD、PS、TEMP、RH 和 BLH 是影响 2016 年四川省 PM_{2.5} 浓度的重要因素,其相关系数分别为 0.65、0.58、0.55、0.54 和 0.35.

(2)与本文所对比的模型相比,利用 iLME + Geoi-RF 模型估算的 PM_{2.5} 浓度精度最高,模型拟合 R^2 、RMSR 和 MAE 分别为 0.98、3.25 $\mu\text{g}\cdot\text{m}^{-3}$ 和 1.98 $\mu\text{g}\cdot\text{m}^{-3}$,交叉验证 R^2 、RMSR 和 MAE 分别为 0.89、7.95 $\mu\text{g}\cdot\text{m}^{-3}$ 和 4.81 $\mu\text{g}\cdot\text{m}^{-3}$.充分证明该模型具有更好的模拟效果,估算的 PM_{2.5} 浓度更接近真实值,可用于获取更高精度的四川省 PM_{2.5} 时空分布特征,为区域空气质量评估和人体暴露风险评价及环境污染治理提供更加合理的科学参考.

(3)四川省季均 PM_{2.5} 浓度存在显著季节性差异,四季均值依次为 46.33(春季)、24.38(夏季)、47.25(秋季)和 58.32 $\mu\text{g}\cdot\text{m}^{-3}$ (冬季),各季节 PM_{2.5} 浓度大小依次为:冬季 > 秋季 > 春季 > 夏季. PM_{2.5} 月均浓度总体上呈先降后升的“V”型趋势,由 1 月开始下降至 6 月达到最小值,月均下降 7.13 $\mu\text{g}\cdot\text{m}^{-3}$,6~12 月基本呈上升趋势,由 6 月开始上升至 12 月达到最大值,月均上升 6.75 $\mu\text{g}\cdot\text{m}^{-3}$.但 8 月和 11 月有微小起伏.从空间分布来看,四川省 PM_{2.5} 浓度总体上呈现东高西低和局部污染程度较高的特点,高值区主要分布在城市快速发展和人口密集的东部地区,低值区主要分布在经济发展落后和人口稀疏的西部地区.

(4)虽然不同模型估算出 PM_{2.5} 浓度整体分布基本一致,但 iLME + Geoi-RF 模型估算的 PM_{2.5} 浓度值能取得更理想的效果,说明 iLME + Geoi-DBN 模型能更准确有效的估算本研究区污染的空间分布.

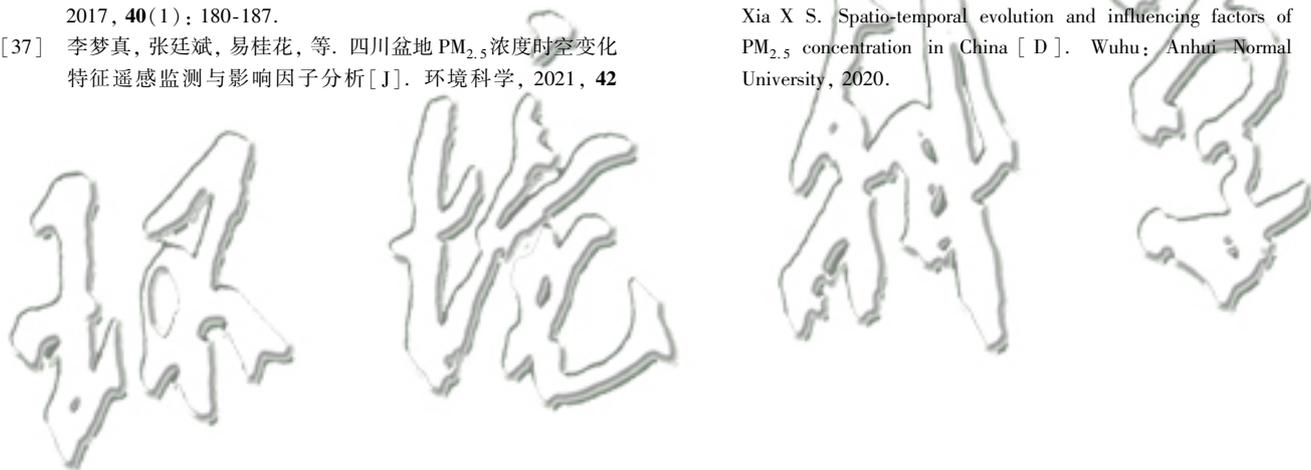
(5)本文仍存在一些不足.①由于缺乏夜间的 AOD 数据,仅根据 Himawari-8 卫星观测值获取 24 h 的 PM_{2.5} 浓度是不可能的.在未来的工作中,可通过整合地面观测值和卫星 AOD 数据,以获取更高精度和更广时间覆盖范围的 PM_{2.5} 浓度,以期为区域污染治理提供数据支持.②iLME + Geoi-RF 模型在月尺度和季节尺度上的结果不尽相同,其原因可能是每个自变量在不同的月份和季节对模型的贡献不同,对不同的变量探索、不同的加权方法及从不同的时间尺度,探索更合理的变量组合来提升模型精度仍有待进一步地研究.

参考文献:

- [1] Guo Y M, Zeng H M, Zheng R S, *et al.* The association between lung cancer incidence and ambient air pollution in China: a spatiotemporal analysis [J]. *Environmental Research*, 2016, **144**: 60-65.
- [2] Van Donkelaar A, Martin R V, Brauer M, *et al.* Global estimates of fine particulate matter using a combined geophysical-statistical method with information from satellites, models, and monitors[J]. *Environmental Science & Technology*, 2016, **50** (7): 3762-3772.
- [3] 刘林钰,张永军,李彦胜,等.基于深度学习的华东地区 PM_{2.5} 浓度遥感反演[J]. *环境科学*, 2020, **41** (4): 1513-1519.
Liu L Y, Zhang Y J, Li Y S, *et al.* PM_{2.5} inversion using remote sensing data in eastern China based on deep learning [J]. *Environmental Science*, 2020, **41** (4): 1513-1519.
- [4] Li J, Carlson B E, Laci A A, *et al.* How well do satellite AOD observations represent the spatial and temporal variability of PM_{2.5} concentration for the United States? [J]. *Atmospheric Environment*, 2015, **102**: 260-273.
- [5] Dong L C, Li S W, Yang J, *et al.* Investigating the performance of satellite-based models in estimating the surface PM_{2.5} over China [J]. *Chemosphere*, 2020, **256**, doi: 10.1016/j.

- chemosphere. 2020. 127051.
- [6] Wei J, Huang W, Li Z Q, *et al.* Estimating 1-km-resolution PM_{2.5} concentrations across China using the space-time random forest approach [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2019, **231**, doi: 10.1016/j.rse.2019.111221.
- [7] Ma Z W, Liu Y, Zhao Q Y, *et al.* Satellite-derived high resolution PM_{2.5} concentrations in Yangtze River Delta Region of China using improved linear mixed effects model [J]. *Atmospheric Environment*, 2016, **133**: 156-164.
- [8] Chen W Q, Ran H F, Cao X Y, *et al.* Estimating PM_{2.5} with high-resolution 1-km AOD data and an improved machine learning model over Shenzhen, China [J]. *Science of the Total Environment*, 2020, **746**, doi: 10.1016/j.scitotenv.2020.141093.
- [9] Guo J P, Xia F, Zhang Y, *et al.* Impact of diurnal variability and meteorological factors on the PM_{2.5}-AOD relationship: implications for PM_{2.5} remote sensing [J]. *Environmental Pollution*, 2017, **221**: 94-104.
- [10] Mao F Y, Min Q L, Liu G Y, *et al.* Assimilating moderate resolution imaging spectroradiometer radiance with the weather research and forecasting data assimilation system [J]. *Journal of Applied Remote Sensing*, 2017, **11** (3), doi: 10.1147/1.jrs.11.036002.
- [11] Xin J Y, Gong C S, Liu Z R, *et al.* The observation-based relationships between PM_{2.5} and AOD over China [J]. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 2016, **121** (18): 10701-10716.
- [12] Lee H J, Liu Y, Coull B A, *et al.* A novel calibration approach of MODIS AOD data to predict PM_{2.5} concentrations [J]. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 2011, **11** (15): 7991-8002.
- [13] Ma Z W, Hu X F, Huang L, *et al.* Estimating ground-level PM_{2.5} in China using satellite remote sensing [J]. *Environmental Science & Technology*, 2014, **48** (13): 7436-7444.
- [14] Bai Y, Wu L X, Qin K, *et al.* A geographically and temporally weighted regression model for ground-level PM_{2.5} estimation from satellite-derived 500m resolution AOD [J]. *Remote Sensing*, 2016, **8** (3), doi: 10.3390/rs8030262.
- [15] Zuo X, Guo H, Shi S Y, *et al.* Comparison of six machine learning methods for estimating PM_{2.5} concentration using the Himawari-8 aerosol optical depth [J]. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 2020, **48** (9): 1277-1287.
- [16] Di Q, Koutrakis P, Schwartz J, *et al.* A hybrid prediction model for PM_{2.5} mass and components using a chemical transport model and land use regression [J]. *Atmospheric Environment*, 2016, **131**: 390-399.
- [17] Hu X F, Belle J H, Meng X, *et al.* Estimating PM_{2.5} concentrations in the conterminous United States using the random forest approach [J]. *Environmental Science & Technology*, 2017, **51** (12): 6936-6944.
- [18] Chen J P, Yin J H, Zang L, *et al.* Stacking machine learning model for estimating hourly PM_{2.5} in China based on Himawari-8 aerosol optical depth data [J]. *Science of The Total Environment*, 2019, **697**, doi: 10.1016/j.scitotenv.2019.134021.
- [19] 沈焕锋, 李同文. 大气 PM_{2.5} 遥感制图研究进展 [J]. *测绘学报*, 2019, **48** (12): 1624-1635.
- Shen H F, Li T W. Progress of remote sensing mapping of atmospheric PM_{2.5} [J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2019, **48** (12): 1624-1635.
- [20] Kikuchi M, Murakami H, Suzuki K, *et al.* Improved hourly estimates of aerosol optical thickness using spatiotemporal variability derived from Himawari-8 geostationary satellite [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2018, **56** (6): 3442-3455.
- [21] Zang L, Mao F Y, Guo J P, *et al.* Estimating hourly PM₁ concentrations from Himawari-8 aerosol optical depth in China [J]. *Environmental Pollution*, 2018, **241**: 654-663.
- [22] Liu J J, Weng F Z, Li Z Q, *et al.* Satellite-based PM_{2.5} estimation directly from reflectance at the top of the atmosphere using a machine learning algorithm [J]. *Atmospheric Environment*, 2019, **208**: 113-122.
- [23] Su T N, Li Z Q, Kahn R. Relationships between the planetary boundary layer height and surface pollutants derived from lidar observations over China; regional pattern and influencing factors [J]. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 2018, **18** (21): 15921-15935.
- [24] Xue W H, Zhang J, Zhong C, *et al.* Satellite-derived spatiotemporal PM_{2.5} concentrations and variations from 2006 to 2017 in China [J]. *Science of The Total Environment*, 2020, **712**, doi: 10.1016/j.scitotenv.2019.134577.
- [25] Retalis A, Sifakis N. Urban aerosol mapping over Athens using the differential textural analysis (DTA) algorithm on MERIS-ENVISAT data [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2010, **65** (1): 17-25.
- [26] 周爽, 王春林, 孙睿, 等. 基于 LME/BME 的珠江三角洲 PM_{2.5} 星地融合技术研究 [J]. *中国环境科学*, 2019, **39** (5): 1869-1878.
- Zhou S, Wang C L, Sun R, *et al.* Fusion of satellite data and ground observed PM_{2.5} in Pearl River Delta region with linear mixed effect and Bayesian maximum entropy method [J]. *China Environmental Science*, 2019, **39** (5): 1869-1878.
- [27] Kuznetsova A, Brockhoff P B, Christensen R H B. lmerTest package: tests in linear mixed effects models [J]. *Journal of Statistical Software*, 2017, **82** (13): 1-26.
- [28] Xiao Q Y, Chang H H, Geng G N, *et al.* An ensemble machine-learning model to predict historical PM_{2.5} concentrations in China from satellite data [J]. *Environmental science & technology*, 2018, **52** (22): 13260-13269.
- [29] Du Z H, Wang Z Y, Wu S S, *et al.* Geographically neural network weighted regression for the accurate estimation of spatial non-stationarity [J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2020, **34** (7): 1353-1377.
- [30] Li T W, Shen H F, Yuan Q Q, *et al.* Estimating ground-level PM_{2.5} by fusing satellite and station observations: a geointelligent deep learning approach [J]. *Geophysical Research Letters*, 2017, **44** (23): 11985-11993.
- [31] 郝静, 孙成, 郭兴宇, 等. 京津冀内陆平原区 PM_{2.5} 浓度时空变化定量模拟 [J]. *环境科学*, 2018, **39** (4): 1455-1465.
- Hao J, Sun C, Guo X Y, *et al.* Simulation of the spatio-temporally resolved PM_{2.5} aerosol mass concentration over the inland plain of the Beijing-Tianjin-Hebei region [J]. *Environmental Science*, 2018, **39** (4): 1455-1465.
- [32] 夏晓圣, 汪军红, 宋伟东, 等. 2000~2019 年中国 PM_{2.5} 时空演化特征 [J]. *环境科学*, 2020, **41** (11): 4832-4843.
- Xia X S, Wang J H, Song W D, *et al.* Spatio-temporal evolution of PM_{2.5} concentration during 2000-2019 in China [J]. *Environmental Science*, 2020, **41** (11): 4832-4843.
- [33] 魏石梅, 潘竟虎, 妥文亮. 2015 年中国 PM_{2.5} 浓度遥感估算与时空分布特征 [J]. *遥感技术与应用*, 2020, **35** (4): 845-854.
- Wei S M, Pan J H, Tuo W L. Estimation and spatial-temporal

- distribution characteristics of PM_{2.5} concentration by remote sensing in China in 2015 [J]. Remote sensing technology and application, 2020, **35**(4): 845-854.
- [34] 李佳旭. 成都市 PM_{2.5} 浓度的影响因素分析及预测 [D]. 兰州: 兰州大学, 2020.
Li J X. Research on forecast and influencing factors of PM_{2.5} concentration in Chengdu [D]. Lanzhou: Lanzhou University, 2020.
- [35] 黄小刚, 赵景波, 辛未冬. 基于网格的长三角 PM_{2.5} 分布影响因素及交互效应 [J]. 环境科学, 2021, **42**(7): 3107-3117.
Huang X G, Zhao J B, Xin W D. Factors and their interaction effects on the distribution of PM_{2.5} in the Yangtze River Delta based on grids [J]. Environmental Science, 2021, **42**(7): 3107-3117.
- [36] 鲁绍伟, 蒋燕, 陈波, 等. 北京城市植被区 PM_{2.5} 浓度时空变化及影响因素分析 [J]. 环境科学与技术, 2017, **40**(1): 180-187.
Lu S W, Jiang Y, Chen B, *et al.* Analysis on spatial-temporal variation and influential factors of PM_{2.5} mass concentration in Beijing's Urban Forest [J]. Environmental Science & Technology, 2017, **40**(1): 180-187.
- [37] 李梦真, 张廷斌, 易桂花, 等. 四川盆地 PM_{2.5} 浓度时空变化特征遥感监测与影响因子分析 [J]. 环境科学, 2021, **42**(7): 3136-3146.
Li M Z, Zhang T B, Yi G H, *et al.* Spatio-temporal variation characteristics monitored by remotely sensed technique of PM_{2.5} concentration and its influencing factor analysis in Sichuan Basin, China [J]. Environmental Science, 2021, **42**(7): 3136-3146.
- [38] 杨晓辉, 宋春杰, 范丽行, 等. 京津冀地区高分辨率 PM_{2.5} 浓度时空变化模拟与分析 [J]. 环境科学, 2021, **42**(9): 4083-4094.
Yang X H, Song C J, Fan L X, *et al.* Estimating the spatio-temporal variation of PM_{2.5} concentrations with high resolution in the Beijing-Tianjin-Hebei region [J]. Environmental Science, 2021, **42**(9): 4083-4094.
- [39] 金团团, 杨兴川, 晏星, 等. 京津冀及周边 MAIAC AOD 和 PM_{2.5} 质量浓度特征及相关性分析 [J]. 环境科学, 2021, **42**(6): 2604-2615.
Jin N N, Yang X C, Yan X, *et al.* MAIAC AOD and PM_{2.5} mass concentration characteristics and correlation analysis in Beijing-Tianjin-Hebei and surrounding areas [J]. Environmental Science, 2021, **42**(6): 2604-2615.
- [40] 夏晓圣. 中国 PM_{2.5} 时空变化特征及其影响因素研究 [D]. 芜湖: 安徽师范大学, 2020.
Xia X S. Spatio-temporal evolution and influencing factors of PM_{2.5} concentration in China [D]. Wuhu: Anhui Normal University, 2020.



CONTENTS

Emission Reduction Potential of Air Pollutants of Thermal Power Industry Based on Carbon Emission Reduction Target and Emission Standard Constraint Scenarios	LI Hui, SUN Xue-li, PANG Bo, <i>et al.</i> (5563)
Volatile Organic Compounds in the Vehicle Repairing Industry of China; Emission, Management, Purification, and Policy	WANG Hai-lin, YANG Tao, NIE Lei, <i>et al.</i> (5574)
Pollutant Emission Inventory of Biomass Combustion Sources in Xining City	GAO Yu-zong, JI Ya-qin, LIN Zi, <i>et al.</i> (5585)
Analysis of Air Quality and Influencing Factors in Sichuan Basin During the COVID-19 Outbreak	CHEN Jun-hui, FENG Xiao-qiong, LI Yuan, <i>et al.</i> (5594)
Estimation of PM _{2.5} Concentration in Sichuan Province Based on Improved Linear Mixed Effect Model and Geo-intelligent Random Forest	WU Yu-hong, DU Ning, WANG Li, <i>et al.</i> (5602)
Characterization of Water-soluble Inorganic Ions in Atmospheric PM _{2.5} in Chengdu During the Later Stage of the Air Pollution Prevention and Control Action Plan	LI Jia-qi, ZHANG Jun-ke, DONG Gui-ming, <i>et al.</i> (5616)
Characteristics of Chemical Composition and Source Apportionment of Atmospheric Fine Particulate Matter in Luoyang	SUN Jia-bin, DONG Zhe, LI Li-ping, <i>et al.</i> (5624)
Characteristics and Main Influencing Factors of Black Carbon Aerosol in Beijing	CAO Yang, AN Xin-xin, LIU Bao-xian, <i>et al.</i> (5633)
Chemical Characteristics and Source Apportionment with Temporal Refinement for VOCs in Tianjin Suburb in Summer	WANG Yi-xuan, LIU Bao-shuang, WU Jian-hui, <i>et al.</i> (5644)
Pollution Characteristics and Reactivity of Volatile Organic Compounds in Shenyang	DU Han-bing, WANG Nan, REN Wan-hui, <i>et al.</i> (5656)
Characteristics and Source Apportionment of Atmospheric SVOCs Around Typical Chemical Industry Zones	GE Xiang, WU Jian, GAO Song, <i>et al.</i> (5663)
Source Analysis and Health Risk Assessment of Toxic Volatile Organic Compounds in Nanjing in Summer and Winter	ZHANG Zi-jin, LIN Yu-chi, ZHANG Yu-xian, <i>et al.</i> (5673)
Emission Characteristics of Industrial VOCs Based on Emission Inventory and Field Test: A Case Zhengzhou High-tech Zone	REN He, LU Xuan, LIU Yang, <i>et al.</i> (5687)
VOCs Emission Characteristics of Water-based Architectural Coatings and the Influence on the Atmospheric Environment in China	GAO Mei-ping, WANG Hai-lin, LIU Wen-wen, <i>et al.</i> (5698)
WRF-Chem Simulations of the Impacts of Uncertainty in VOCs Emissions on Ozone Formation and Control Strategies	WANG Feng, WANG Jian-wei, YANG Ning, <i>et al.</i> (5713)
Spatial and Temporal Distribution of Ozone and Influencing Factors in Shandong Province	ZHANG Miao, DING Chun, LI Yan, <i>et al.</i> (5723)
Chemical Characteristics and Contaminant Sensitivity During the Typical Ozone Pollution Processes of Chengdu in 2020	QIAN Jun, XU Chen-xi, CHEN Jun-hui, <i>et al.</i> (5736)
Development of an Emission Model for Oxygenated Volatile Organic Compounds from Gasoline Vehicles Based on the Online Measurement	HAO Yu-qi, YUAN Zi-bing, WANG Meng-lei, <i>et al.</i> (5747)
Dynamic Evolution Characteristics of Water Resources Utilization Efficiency in China Under the Constraint of Triple Attribute Carrying Capacity	ZHANG Kai, WU Feng-ping, CHENG Chang-chun (5757)
Prediction of Total Nitrogen Load in Yangtze River Basin	DING Zhao-wei, ZHENG Hua (5768)
Dynamic of Net Anthropogenic Nitrogen Inputs and Riverine Nitrogen Export in the Yangtze River Basin in 1980-2015	YAO Meng-ya, HU Min-peng, CHEN Ding-jiang (5777)
Characteristics of Water Environment and Spatial-temporal Distribution of Nitrogen and Phosphorus Load in the Yellow River	HAN Xu, PAN Bao-zhu, CHEN Yue, <i>et al.</i> (5786)
Analysis of Nitrate Pollution Sources Under Different Rainfall Conditions Based on $\delta^{15}\text{N}$ and $\delta^{18}\text{O}$ Values	XING Zi-kang, YU Zhong-bo, YI Peng, <i>et al.</i> (5796)
Seasonal Variation Characteristics of Eukaryotic Microbial Community Composition in the Source Water Reservoir	ZHANG Hai-han, HUANG Xin, HUANG Ting-lin, <i>et al.</i> (5804)
Characteristics of Planktonic Bacteria Community Between Summer and Winter Surface Water in Dali Lake	LI Wen-bao, GUO Xin, ZHANG Bo-yao, <i>et al.</i> (5814)
Impacts of Wastewater Effluent Discharge on Bacteria Community and Water-soluble Organic Matter in Benthic Biofilm in Receiving River	WANG Yu-tao, FAN Chen-yang, ZHU Jin-xin, <i>et al.</i> (5826)
Pollution Characteristics and Risk Assessment of Typical POPs in Typical Drinking Water Sources in Wuhan	ZHANG Kun-feng, FU Qing, TU Xiang, <i>et al.</i> (5836)
Investigation on Fluoroquinolone Resistance Genes in the Intensive Aquaculture Area of Shatianhu Intensive Aquaculture Farm and Surrounding Waterbodies in Shanghai, China	XU Mu, LI Shi-hao, MA Jin, <i>et al.</i> (5848)
Influencing Factors of Nitrogen Removal from Low-Pollution Water by Aerated Constructed Wetland	LI Lin-lin, LI Rong-tao, KONG Wei-jing, <i>et al.</i> (5857)
Removal of Characteristic Pollutants in Livestock Wastewater by Horizontal Subsurface Flow Constructed Wetlands	ZHAO Wei, FAN Zeng-zeng, YANG Xin-ping (5865)
Improvement of Nitrogen and Phosphorus Adsorption and Stormwater Retention Capacity by Hardwood Biochar as an Additive Material in Filler Soil	MENG Yi-ke, WANG Yuan, WANG Chuan-yue, <i>et al.</i> (5876)
Removal of Ammonia Nitrogen from Polyvinyl Alcohol/Sodium Alginate Fixed Micron Zeolite Powder in Black and Smelly Rivers	WEI Chao, CHEN Tao, JIANG Qiao, <i>et al.</i> (5884)
Effect of Corn Stalk Biochar on the Adsorption of Aureomycin from Sizozem	NAN Zhi-jiang, JIANG Yu-feng, MAO Huan-huan, <i>et al.</i> (5896)
Microbial Degradation Potential and Transformation Pathway of Micropollutants in Sand Filters of Drinking Water Treatment Plants	ZHOU Jie, WANG Dong-lin, LIN Hui, <i>et al.</i> (5905)
Long-term Trends in Illicit Drugs Abuse in the City Assessed by Wastewater Analysis	CAO Yu, DONG Xiao-tang, SHAO Xue-ting, <i>et al.</i> (5912)
Stress and Post Effects of Azithromycin and Copper on Archaeal Community and ARGs in Activated Sludge	GAO Yu-xi, LI Xing, ZHAO Jun-ru, <i>et al.</i> (5921)
Spatial Distribution Characteristics and Source Analysis of Soil Heavy Metals at Typical Smelting Industry Sites	LI Qiang, CAO Ying, HE Lian-sheng, <i>et al.</i> (5930)
Distribution and Ecological Risk Assessment of Polycyclic Aromatic Hydrocarbons and Heavy Metals in Coking Sites in China	WANG Yao-feng, HE Lian-sheng, JIANG Deng-ling, <i>et al.</i> (5938)
Spatial Variation and Risk Assessment of Heavy Metals in Soils of Main <i>Torreya grandis</i> Plantation Region in Zhejiang Province	WANG Min, DONG Jia-qi, BAI Long-long, <i>et al.</i> (5949)
Investigations on the Derivation of Safe Maize-Producing Threshold of Soil Cd Content and on Classification of Cd Contaminated Maize-Producing Areas in Northern China	GUAN Wei-dou, GUO Di, WANG Ping, <i>et al.</i> (5958)
Relationship Characteristics and Risk Assessment of Heavy Metal Contents in Soil Aggregates and in Crops Around a Typical Pb-Zn Mining Area	QIANG Yu, LI Ying-ju, LUO Qian, <i>et al.</i> (5967)
Heavy Metal Pollution and Cumulative Effect of Soil-crop Systems Around Typical Enterprises in Xiong'an New District	ZHOU Ya-long, WANG Qiao-lin, WANG Cheng-wen, <i>et al.</i> (5977)
Heavy Metal Accumulation Effect and Safe Planting Zoning of Soil and Rice in Tongren	ZHU Liang-liang, WU Yong, ZHOU Lang, <i>et al.</i> (5988)
Effect of Dry-Wet Alternation on the Immobilization of Arsenic in Red Soil by Cerium Manganese Modified Biochar	HUANG Xiao-ya, LI Lian-fang, ZHU Chang-xiong, <i>et al.</i> (5997)
Ammonium Nitrogen Fertilizer and Humic Acid Synergically Promote the Removal of Cd from Soil by <i>Tagetes patula</i> L.	WANG Bing-qing, YANG Qin, LI Hong-ying, <i>et al.</i> (6006)
Characteristics and Influencing Factors of the Dissolved Methane and Nitrous Oxide Concentrations and Emissions from a Rice Paddy Drainage River in China	WU Shuang, YANG Wei-tong, SHENG Yang-yue, <i>et al.</i> (6014)
Coupling Effects of Water-saving Irrigation and Controlled-release Fertilizer (CRF) Application on CH ₄ and N ₂ O Emission in Single Cropping Paddy Field	WANG Yong-ming, XU Yong-ji, JI Yang, <i>et al.</i> (6025)
Effects of Manure Combined Chemical Fertilizers on Soil N ₂ O Emission and Microbial Characteristics of Wheat Crop System in Northwest Arid	WANG Kai, SHI Lei, MA Long, <i>et al.</i> (6038)
Effects of Different Types of Straw Returning on the Bacterial Community, Organic Carbon Mineralization and Maize Yield in Upland Red Soil	KONG Pei-jun, ZHENG Jie, LUAN Lu, <i>et al.</i> (6047)
Effects of Nitrogen and Phosphorus Additions on Soil Microorganisms in Saline-alkaline Grassland	YANG Jian-qiang, DIAO Hua-jie, HU Shu-ya, <i>et al.</i> (6058)
Effects of Combined Application of Biochar with Chemical Fertilizers and Organic Fertilizers on Nutrients and Phosphorus Forms in Purple Soils	XIANG Shu-jiang, YU Luo, XIONG Zi-yi, <i>et al.</i> (6067)
Effects of <i>Enteromorpha prolifera</i> Biochar and Wood Vinegar Co-application on Takyric Solonetz Improvement and Yield of Oil Sunflower	WANG Zheng, SUN Zhao-jun, Sameh El-Sawy, <i>et al.</i> (6078)