



湖北省 PM_{2.5} 质量浓度遥感估算与时空分布特征

摘要

针对地面站点稀疏不足以提供高空间覆盖、高空间分辨率的面域 PM_{2.5} 数据支撑区域细颗粒物污染防治的问题,以湖北地区 2015—2017 年的 MODIS 卫星遥感气溶胶光学厚度(AOD)产品数据为主预测量,结合温度、湿度、风速、压强等气象参数和植被指数数据等辅助预测量,建立了 AOD-PM_{2.5} 关系逐日变化的线性混合效应(LME)模型,用于估算湖北地区的 PM_{2.5} 浓度水平.利用十折交叉验证方法进行了模型精度评估.结果表明:1) 2015—2017 年的交叉验证 R^2 分别达到 0.89、0.85 和 0.88,利用 MODIS AOD 数据反演近地面 PM_{2.5} 质量浓度的线性混合效应模型能很好地用于区域细颗粒物遥感监测;2) 省内 PM_{2.5} 质量浓度空间差异显著,鄂东、鄂南和鄂北高,鄂西北和鄂东南低;3) 全省 PM_{2.5} 估算时空数据年均值呈下降态势,分别为 65.6 ± 39.8 、 57.1 ± 34.1 和 $48.1 \pm 28.3 \mu\text{g}/\text{m}^3$,各市除随州、咸宁 2016、2017 年年均值持平外,都呈下降趋势.

关键词

PM_{2.5}; 气溶胶光学厚度; 线性混合效应模型; 时空分布特征

中图分类号 X513

文献标志码 A

收稿日期 2018-08-15

资助项目 国家重点研发计划(2017YFC02126 00);国家自然科学基金(41571344);湖北省自然科学基金(2016CFB620)

作者简介

计羽西,女,硕士生,研究方向为大气遥感. jiyuxi_ss@163.com

祝波(通信作者),男,博士,主要研究方向为大气环境遥感. zhubo125@whu.edu.cn

1 武汉大学 测绘遥感信息工程重点实验室, 武汉, 430079

2 湖北省环境监测中心站, 武汉, 430072

0 引言

PM_{2.5} 污染问题是我国最受关注的大气环境问题之一.相关流行病学研究^[1-3]表明,很多负面的健康效应都与暴露于高浓度的 PM_{2.5} 中有关,它会使得心血管和呼吸道疾病的发病率和死亡率提高.由于中国直到 2012 年才建成全国范围内的大气监测网,之前大气细颗粒物污染与健康效应的研究一直处于滞后状态,近年才渐渐开展.尽管如此,基于有限的大气监测站点数据的流行病学研究显然是远远不够的,亟需高覆盖高分辨率的 PM_{2.5} 数据支撑.利用卫星遥感的气溶胶光学厚度反演地面 PM_{2.5} 方法因此发展起来且得到广泛认可^[4-6].早期主要运用简单线性回归和化学传输模型,精度较低,后来发展了许多先进的统计学模型,例如土地利用回归模型、地理加权回归模型、广义加和模型和线性混合效应模型等.其中,2011 年发展起来的线性混合效应(LME, Linear Mixed Effects)模型^[7]由于可以解释 AOD-PM_{2.5} 关系的时间和空间差异性受到关注.已有的研究^[8-10]表明 LME 模型的 PM_{2.5} 估计值和站点实测值的相关系数 R^2 总体在 0.7~0.9 之间,模型表现优异.很多之前的研究把重心放在华北京津冀区域、长三角区域和珠三角区域^[11-14],但快速的城市化、工业化和人口扩张,使得人为排放增加,华中区域的 PM_{2.5} 污染状况也不容乐观.湖北省地处华中区域中南部,是重要的大气传输通道,但关于此区域的细颗粒物污染研究尚少,省内研究多侧重于省会武汉市^[15-16],全省范围内 PM_{2.5} 的分布特征分析不够.本研究基于 MODIS/Aqua 和 MODIS/Terra AOD 产品、地面 PM_{2.5} 观测值和气象数据,分年度构建了估算 PM_{2.5} 的 LME 模型,并利用模型估算的 PM_{2.5} 时空数据分析了湖北省 PM_{2.5} 的时空分布特征,以期为区域性细颗粒物污染监测与治理提供科学依据.

1 实验数据与方法

1.1 研究区域

湖北省地处华中,长江中游,介于 $108^{\circ}21' \sim 116^{\circ}07'E$, $29^{\circ}05' \sim 33^{\circ}20'N$ 之间.东接安徽,南邻江西、湖南,西连重庆,西北与陕西为邻,北连河南.湖北省地势呈三面高起、中间低平、向南敞开、北有缺口的不完整盆地,且地貌类型多样,山地、丘陵、岗地和平原兼备.湖北地处亚热带,位于典型的季风区内.全省除高山地区外,大部分为亚热带季风性湿润气候.湖北省内有 13 个行政区,包括 12 个省辖市和 1 个自

治州,面积约为 18.59 万 km^2 ,人口近 6 000 万,地理位置如图 1 所示.

1.2 实验数据

1.2.1 地基监测 $\text{PM}_{2.5}$ 数据

空气质量 $\text{PM}_{2.5}$ 数据来源为中国环境监测总站,获取了 2015 年 1 月—2017 年 10 月的湖北省 51 个(2017 年 6 月增至 53 个)空气质量监测站点的每日分时的 $\text{PM}_{2.5}$ 数据得到日均的 $\text{PM}_{2.5}$ 数据.空气质量监测站点位置分布,以及各站点 2015—2017 年 $\text{PM}_{2.5}$ 质量浓度均值如图 1 所示.

1.2.2 MODIS AOD 产品

美国 NASA(National Aeronautics and Space Administration)的 MODIS 搭载在 Terra 和 Aqua 两颗卫星上,具有多光谱、宽覆盖和高时间分辨率等特点,广泛应用于大气气溶胶监测中^[8].Terra 和 Aqua 都是极轨卫星,过境时间大约分别为上午 10:30 和下午 13:30.C6 MODIS AOD 产品由暗像元(DT, Dark Target)算法和深蓝(DB, Deep Blue)算法反演得到,经由中国气溶胶地面监测网(AERONET, Aerosol Robotic Network)气溶胶数据验证后证明具有很高的反演精度.C6 DT AOD 具有高准确度和高空间分辨率

的特点,而 C6 DB AOD 数据在植被地表、明亮的沙漠和城市地区有良好覆盖,可以很好地弥补 DT AOD 在这些区域的缺失,因此融合两种算法反演得到的 AOD 数据可以很好地实现优势互补.融合四种气溶胶产品(Terra DT/DB AOD, Aqua DT/DB AOD)得到 AOD 日均值.

1.2.3 气象资料

气象数据来源为欧洲中程天气预报中心的再分析资料.本研究中使用的数据集是 $0.125^\circ \times 0.125^\circ$ 水平分辨率数据,其中边界层高度数据时间分辨率为 3 h,其余相对湿度、地表压强、温度、风速和风向数据时间分辨率为 6 h.同时根据风向将延迟风矢量分为 8 方向延迟风(N, S, E, W, NE, NW, SE, SW).

1.2.4 植被指数

归一化植被指数(NDVI, Normalized Difference Vegetation Index)来源为 C6 MODIS 产品,空间分辨率为 0.05° ,时间分辨率为 16 d.

1.3 方法

1.3.1 LME 模型

线性混合效应模型中既包含固定效应又包含随机效应,其中的随机效应即为 $\text{AOD-PM}_{2.5}$ 随时间变

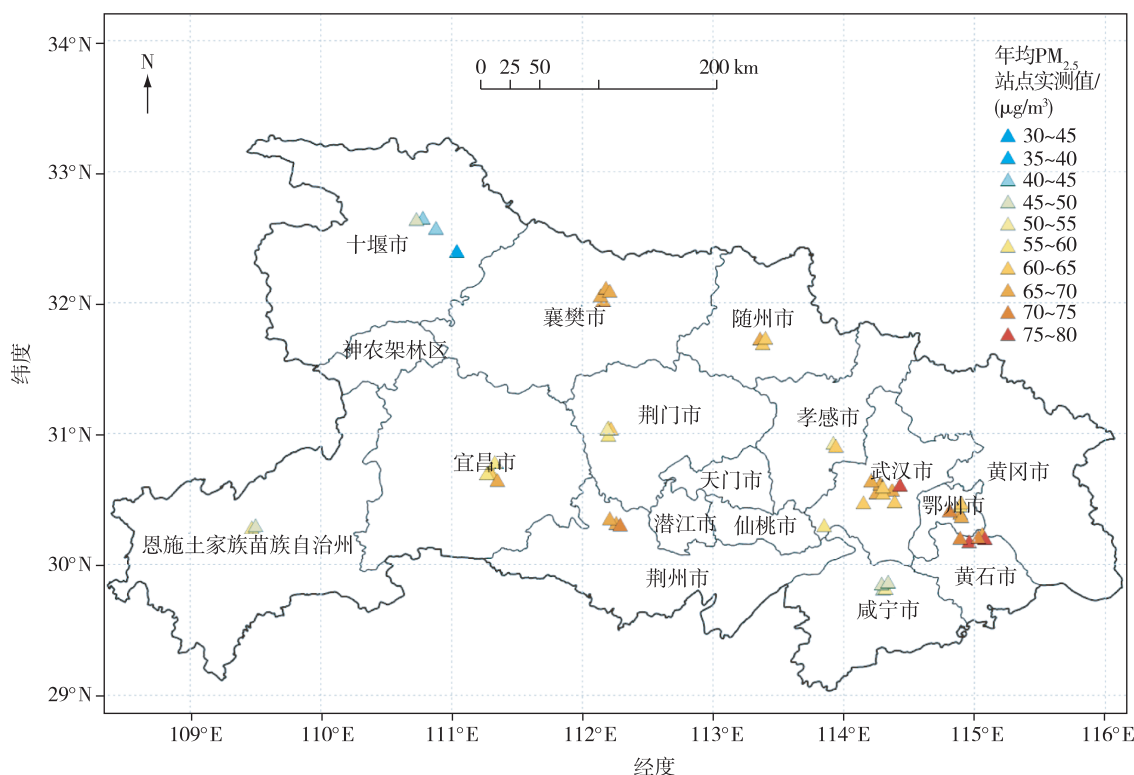


图 1 湖北省地理位置及空气质量监测站空间分布

Fig. 1 Location of the Hubei province and spatial distribution of air quality monitoring stations

化的效应.许多研究表明在反演 PM_{2.5}浓度时采用此模型可以解释 AOD-PM_{2.5}关系的时间差异性,反演结果精度较高^[8-10].从已有研究来看,在 AOD-PM_{2.5}关系模型中加入气象参数和植被指数等辅助参数会提高模型精度^[9,17].考虑到湖北省在不同区域地形因素差异显著,既有高山、丘陵地带也有平原湖区,同时各地也存在排放差异,均会使 AOD-PM_{2.5}关系具有差异性,本研究分年度对 13 个市州分别建立 LME 模型.由于在恩施自治州、孝感市和黄冈市存在较严重的卫星 AOD 缺失情况,导致数据样本量不足以建立年际范围内的 LME 模型,最终建成 10 个市的 PM_{2.5}反演模型.模型结果如表 1 所示.恩施自治

州、孝感市和黄冈市经过地面站点实测值验证选择精度最高的相邻市模型反演 PM_{2.5}质量浓度,其余没有地面监测站的市选择最相邻市模型反演 PM_{2.5}质量浓度.

下面列出的统计模型中,PM_{ij}表示在站点 *i* 第 *j* 天的日均 PM_{2.5}质量浓度,α 和 β_{*n*}(*n*=0,1,2,⋯)分别是固定截距和第 *n* 个预测量的固定斜率,α_{*j*} 和 β_{*n,j*}(*n*=0,1,2,⋯)分别是第 *j* 天的随机截距和第 *n* 个预测量的随机斜率,AOD_{ij}表示对应于第 *j* 天站点 *i* 的日均融合 AOD 值.此外,RH_{ij}、N_{ij}、S_{ij}、E_{ij}、W_{ij}、NE_{ij}、NW_{ij}、SE_{ij}、SW_{ij}、PBLH_{ij}和 NDVI_{ij}分别表示第 *j* 天站点

表 1 各市 2015—2017 所建模型结构
Table 1 The structures of constructed models for each city in 2015–2017

年份	城市	模型	显著性
	鄂州	$PM_{ij} = (\alpha + \alpha_j) + (\beta_0 + \beta_{0,j}) \times AOD_{ij} + \beta_1 \times RH_{ij} + \beta_2 \times E_{ij} + \beta_3 \times NW_{ij} + \beta_4 \times NE_{ij} + \varepsilon_{ij}(\alpha_j \beta_{0,j}) \sim N[(0,0), \psi]$	*** AOD *** RH *** E ** NW ** NE
	黄石	$PM_{ij} = (\alpha + \alpha_j) + (\beta_0 + \beta_{0,j}) \times AOD_{ij} + (\beta_1 + \beta_{1,j}) \times PBLH_{ij} + \beta_2 \times W_{ij} + \varepsilon_{ij}(\alpha_j \beta_{0,j} \beta_{1,j}) \sim N[(0,0,0), \psi]$	*** AOD *** PBLH * W
	荆门	$PM_{ij} = (\alpha + \alpha_j) + (\beta_0 + \beta_{0,j}) \times AOD_{ij} + \beta_1 \times PBLH_{ij} + \beta_2 \times NDVI_{ij} + (\beta_3 + \beta_{3,j}) \times N_{ij} + \beta_4 \times NE_{ij} + \varepsilon_{ij}(\alpha_j \beta_{0,j} \beta_{3,j}) \sim N[(0,0,0), \psi]$	*** AOD *** PBLH *** NDVI *** N * NE
	荆州	$PM_{ij} = (\alpha + \alpha_j) + (\beta_0 + \beta_{0,j}) \times AOD_{ij} + \beta_1 \times PBLH_{ij} + \beta_2 \times N_{ij} + \beta_3 \times S_{ij} + \beta_4 \times NE_{ij} + \beta_5 \times SW_{ij} + \varepsilon_{ij}(\alpha_j \beta_{0,j}) \sim N[(0,0), \psi]$	*** AOD *** PBLH *** N ** S ** NE * SW
	十堰	$PM_{ij} = (\alpha + \alpha_j) + (\beta_0 + \beta_{0,j}) \times AOD_{ij} + \beta_1 \times PBLH_{ij} + \beta_2 \times RH_{ij} + (\beta_3 + \beta_{3,j}) \times NW_{ij} + \varepsilon_{ij}(\alpha_j \beta_{0,j} \beta_{3,j}) \sim N[(0,0,0), \psi]$	*** AOD *** PBLH ** RH *** NW
	随州	$PM_{ij} = (\alpha + \alpha_j) + (\beta_0 + \beta_{0,j}) \times AOD_{ij} + \beta_1 \times RH_{ij} + \beta_2 \times NDVI_{ij} + (\beta_3 + \beta_{3,j}) \times W_{ij} + \beta_4 \times N_{ij} + \varepsilon_{ij}(\alpha_j \beta_{0,j} \beta_{3,j}) \sim N[(0,0,0), \psi]$	*** AOD ** RH *** NDVI ** W ** N
	武汉	$PM_{ij} = (\alpha + \alpha_j) + (\beta_0 + \beta_{0,j}) \times AOD_{ij} + \beta_1 \times RH_{ij} + \beta_2 \times NDVI_{ij} + \beta_3 \times W_{ij} + \varepsilon_{ij}(\alpha_j \beta_{0,j}) \sim N[(0,0), \psi]$	** AOD ** RH *** NDVI * W
	咸宁	$PM_{ij} = (\alpha + \alpha_j) + (\beta_0 + \beta_{0,j}) \times AOD_{ij} + \beta_1 \times PBLH_{ij} + (\beta_2 + \beta_{2,j}) \times S_{ij} + \varepsilon_{ij}(\alpha_j \beta_{0,j} \beta_{2,j}) \sim N[(0,0,0), \psi]$	** AOD *** PBLH * S
	襄樊	$PM_{ij} = (\alpha + \alpha_j) + (\beta_0 + \beta_{0,j}) \times AOD_{ij} + \beta_1 \times PBLH_{ij} + (\beta_2 + \beta_{2,j}) \times N_{ij} + \varepsilon_{ij}(\alpha_j \beta_{0,j} \beta_{2,j}) \sim N[(0,0,0), \psi]$	* AOD *** PBLH *** N
	宜昌	$PM_{ij} = (\alpha + \alpha_j) + (\beta_0 + \beta_{0,j}) \times AOD_{ij} + (\beta_1 + \beta_{1,j}) \times PBLH_{ij} + \beta_2 \times SW_{ij} + \beta_3 \times N_{ij} + \varepsilon_{ij}(\alpha_j \beta_{0,j} \beta_{1,j}) \sim N[(0,0,0), \psi]$	** AOD *** PBLH ** SW * N

续表1

年份	城市	模型	显著性
2016	鄂州	$PM_{ij} = (\alpha + \alpha_j) + (\beta_0 + \beta_{0,j}) \times AOD_{ij} + \beta_1 \times PBLH_{ij} + \beta_2 \times RH_{ij} + (\beta_3 + \beta_{3,j}) \times W_{ij} + \varepsilon_{ij}(\alpha_j \beta_{0,j} \beta_{3,j}) \sim N[(0,0,0), \psi]$	*** AOD *** PBLH ** RH ** W
	黄石	$PM_{ij} = (\alpha + \alpha_j) + (\beta_0 + \beta_{0,j}) \times AOD_{ij} + \beta_1 \times PBLH_{ij} + (\beta_2 + \beta_{2,j}) \times W_{ij} + \varepsilon_{ij}(\alpha_j \beta_{0,j} \beta_{2,j}) \sim N[(0,0,0), \psi]$	** AOD *** PBLH * W
	荆门	$PM_{ij} = (\alpha + \alpha_j) + (\beta_0 + \beta_{0,j}) \times AOD_{ij} + \beta_1 \times PBLH_{ij} + (\beta_2 + \beta_{2,j}) \times N_{ij} + \varepsilon_{ij}(\alpha_j \beta_{0,j} \beta_{2,j}) \sim N[(0,0,0), \psi]$	*** AOD ** PBLH *** N
	荆州	$PM_{ij} = (\alpha + \alpha_j) + (\beta_0 + \beta_{0,j}) \times AOD_{ij} + (\beta_1 + \beta_{1,j}) \times NE_{ij} + \varepsilon_{ij}(\alpha_j \beta_{0,j} \beta_{1,j}) \sim N[(0,0,0), \psi]$	* AOD * NE
	十堰	$PM_{ij} = (\alpha + \alpha_j) + (\beta_0 + \beta_{0,j}) \times AOD_{ij} + \beta_1 \times NDVI_{ij} + \beta_2 \times N_{ij} + \varepsilon_{ij}(\alpha_j \beta_{0,j}) \sim N[(0,0), \psi]$	*** AOD *** NDVI * N
	随州	$PM_{ij} = (\alpha + \alpha_j) + (\beta_0 + \beta_{0,j}) \times AOD_{ij} + (\beta_1 + \beta_{1,j}) \times RH_{ij} + \beta_2 \times NW_{ij} + \beta_3 \times W_{ij} + \beta_4 \times N_{ij} + \varepsilon_{ij}(\alpha_j \beta_{0,j} \beta_{1,j}) \sim N[(0,0,0), \psi]$	* AOD *** RH ** NW * W * N
	武汉	$PM_{ij} = (\alpha + \alpha_j) + (\beta_0 + \beta_{0,j}) \times AOD_{ij} + (\beta_1 + \beta_{1,j}) \times PBLH_{ij} + \beta_2 \times W_{ij} + \varepsilon_{ij}(\alpha_j \beta_{0,j} \beta_{1,j}) \sim N[(0,0,0), \psi]$	* AOD *** PBLH * W
	咸宁	$PM_{ij} = (\alpha + \alpha_j) + (\beta_0 + \beta_{0,j}) \times AOD_{ij} + \beta_1 \times PBLH_{ij} + (\beta_2 + \beta_{2,j}) \times RH_{ij} + \beta_3 \times W_{ij} + \varepsilon_{ij}(\alpha_j \beta_{0,j} \beta_{2,j}) \sim N[(0,0,0), \psi]$	* AOD *** PBLH * RH * W
	襄樊	$PM_{ij} = (\alpha + \alpha_j) + (\beta_0 + \beta_{0,j}) \times AOD_{ij} + \beta_1 \times PBLH_{ij} + (\beta_2 + \beta_{2,j}) \times N_{ij} + \varepsilon_{ij}(\alpha_j \beta_{0,j} \beta_{2,j}) \sim N[(0,0,0), \psi]$	* AOD *** PBLH ** N
	宜昌	$PM_{ij} = (\alpha + \alpha_j) + (\beta_0 + \beta_{0,j}) \times AOD_{ij} + (\beta_1 + \beta_{1,j}) \times PBLH_{ij} + \beta_2 \times N_{ij} + \beta_3 \times S_{ij} + \varepsilon_{ij}(\alpha_j \beta_{0,j} \beta_{1,j}) \sim N[(0,0,0), \psi]$	* AOD *** PBLH * N * S
2017	鄂州	$PM_{ij} = (\alpha + \alpha_j) + (\beta_0 + \beta_{0,j}) \times AOD_{ij} + \beta_1 \times RH_{ij} + \beta_2 \times NE_{ij} + \beta_3 \times N_{ij} + \beta_4 \times S_{ij} + \varepsilon_{ij}(\alpha_j \beta_{0,j}) \sim N[(0,0), \psi]$	** AOD *** RH ** NE * N * S
	黄石	$PM_{ij} = (\alpha + \alpha_j) + (\beta_0 + \beta_{0,j}) \times AOD_{ij} + \beta_1 \times RH_{ij} + \beta_2 \times W_{ij} + \beta_3 \times E_{ij} + (\beta_4 + \beta_{4,j}) \times S_{ij} + \beta_5 \times N_{ij} + \beta_6 \times SW_{ij} + \beta_7 \times SE_{ij} + \beta_8 \times NW_{ij} + \beta_9 \times NE_{ij} + \varepsilon_{ij}(\alpha_j \beta_{0,j} \beta_{4,j}) \sim N[(0,0,0), \psi]$	*** AOD *** RH ** W *** E *** S *** N ** SW *** SE *** NW *** NE *** AOD ** PBLH *** RH *** N *** S *** NW * SW * W
	荆门	$PM_{ij} = (\alpha + \alpha_j) + (\beta_0 + \beta_{0,j}) \times AOD_{ij} + \beta_1 \times PBLH_{ij} + \beta_2 \times RH_{ij} + (\beta_3 + \beta_{3,j}) \times N_{ij} + \beta_4 \times S_{ij} + \beta_5 \times NW_{ij} + \beta_5 \times SW_{ij} + \beta_6 \times W_{ij} + \varepsilon_{ij}(\alpha_j \beta_{0,j} \beta_{3,j}) \sim N[(0,0,0), \psi]$	*** AOD ** PBLH *** RH *** N *** S *** NW * SW * W
	荆州	$PM_{ij} = (\alpha + \alpha_j) + (\beta_0 + \beta_{0,j}) \times AOD_{ij} + \beta_1 \times PBLH_{ij} + \beta_2 \times RH_{ij} + \beta_3 \times N_{ij} + (\beta_4 + \beta_{4,j}) \times S_{ij} + \beta_5 \times NE_{ij} + \beta_5 \times SW_{ij} + \beta_6 \times NW_{ij} + \beta_7 \times SE_{ij} + \varepsilon_{ij}(\alpha_j \beta_{0,j} \beta_{4,j}) \sim N[(0,0,0), \psi]$	*** AOD ** PBLH *** RH ** N ** S *** NE ** SW * NW * SE

续表1

年份	城市	模型	显著性
	十堰	$PM_{ij} = (\alpha + \alpha_j) + (\beta_0 + \beta_{0,j}) \times AOD_{ij} + (\beta_1 + \beta_{1,j}) \times PBLH_{ij} + \beta_2 \times NDVI_{ij} + \beta_3 \times NW_{ij} + \varepsilon_{ij}(\alpha_j\beta_{0,j}\beta_{1,j}) \sim N[(0,0,0),\psi]$	*** AOD ** PBLH *** NDVI *** NW
	随州	$PM_{ij} = (\alpha + \alpha_j) + (\beta_0 + \beta_{0,j}) \times AOD_{ij} + (\beta_1 + \beta_{1,j}) \times PBLH_{ij} + \beta_2 \times RH_{ij} + \beta_3 \times N_{ij} + \varepsilon_{ij}(\alpha_j\beta_{0,j}\beta_{1,j}) \sim N[(0,0,0,0),\psi]$	*** AOD *** PBLH *** RH * N
	武汉	$PM_{ij} = (\alpha + \alpha_j) + (\beta_0 + \beta_{0,j}) \times AOD_{ij} + \beta_1 \times PBLH_{ij} + \beta_2 \times RH_{ij} + \beta_3 \times NDVI_{ij} + \beta_4 \times N_{ij} + \beta_5 \times SW_{ij} + \beta_6 \times E_{ij} + \beta_7 \times S_{ij} + \beta_8 \times NE_{ij} + \varepsilon_{ij}(\alpha_j\beta_{0,j}) \sim N[(0,0),\psi]$	*** AOD * PBLH *** RH *** NDVI *** N *** SW ** E ** S * NE
	咸宁	$PM_{ij} = (\alpha + \alpha_j) + (\beta_0 + \beta_{0,j}) \times AOD_{ij} + (\beta_1 + \beta_{1,j}) \times PBLH_{ij} + \beta_2 \times S_{ij} + \beta_3 \times NW_{ij} + \varepsilon_{ij}(\alpha_j\beta_{0,j}\beta_{1,j}) \sim N[(0,0,0),\psi]$	** AOD ** PBLH * S * NW
	襄樊	$PM_{ij} = (\alpha + \alpha_j) + (\beta_0 + \beta_{0,j}) \times AOD_{ij} + \beta_1 \times PBLH_{ij} + \beta_2 \times N_{ij} + \beta_3 \times W_{ij} + \varepsilon_{ij}(\alpha_j\beta_{0,j}) \sim N[(0,0),\psi]$	*** AOD *** PBLH *** N * W
	宜昌	$PM_{ij} = (\alpha + \alpha_j) + (\beta_0 + \beta_{0,j}) \times AOD_{ij} + (\beta_1 + \beta_{1,j}) \times PBLH_{ij} + \beta_2 \times RH_{ij} + \beta_3 \times E_{ij} + \beta_4 \times SE_{ij} + \varepsilon_{ij}(\alpha_j\beta_{0,j}\beta_{1,j}) \sim N[(0,0,0),\psi]$	** AOD *** PBLH ** RH *** E * SE

注 1: ***表示 P 值<0.001; **表示 P 值<0.01; *表示 P 值<0.05.

i 对应的日均相对湿度(%)、8 个方向的滞后台(m/s)、边界层高度(m)和植被指数,而 ε_{ij} 是第 *j* 天站点 *i* 对应的随机误差项.包括随机截距 α_j 和预测参数的随机斜率 $\beta_{n,j}(n = 0,1,2,\cdots)$ 的随机效应系数满足多元正态分布,均值为 0,方差-协方差矩阵为 ψ .

建模过程中,首先引入 AOD 作为主预测量,之后再使用前向逐步法引入其他预测变量,赤池信息量准则(AIC, Akaike Information Criterion)可以提供给定数据集建立的统计学模型的相对质量,越小的 AIC 值指示模型具有更优拟合^[18-19].最终确立的模型,以 R^2 和 AIC 为指示量综合实现最佳的模型表现.

1.3.2 交叉验证

本研究采用十折交叉验证来检测模型的过拟合程度.在建立了每个市的最优统计模型后,将每个市的整个样本随机分为 10 个子集,每个子集的数据记录约占总数据记录的 10%.在 10 个子集中,使用 9 个子集作为训练样本来校准模型,而留存的 1 个子集作为测试样本来评估拟合模型的预测能力.将 1 到 10 个子集依次作为测试子数据集,这个过程重复 10 次.和模型拟合时一样,对交叉验证结果计算了相

同的统计量(如 R^2 , RMSE 和 MAE).其中, RMSE(其量值为 E_{RMS})、MAE(其量值为 E_{MA})的计算公式分别如式(1)、(2)所示.最后对交叉验证和模型拟合统计量进行比较,以评估模型的过拟合程度.

$$E_{RMS} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_{obs,i} - y_{est,i})^2}{n}}, \tag{1}$$

$$E_{MA} = \frac{\sum_{i=1}^n |y_{obs,i} - y_{est,i}|}{n}, \tag{2}$$

式中, $y_{obs,i}$ 为地面监测点 PM_{2.5}浓度的观测值, $y_{est,i}$ 为模型估算 PM_{2.5}浓度的预测值, *n* 为建模数据集中样本总数.

2 结果与分析

2.1 PM_{2.5}估算模型验证结果

表 2 总结了 LME 模型对每个城市的模型拟合和交叉验证结果.AOD 作为主要预测因子,在研究周期内各城市均有统计学意义($P<0.05$).2015—2017 年 LME 模型拟合 R^2 值最高达到 0.9,十堰市 R^2 值最低,2016 年为 0.76.模型拟合 R^2 值的空间分布显示,

十堰市的 LME 模型表现比其他市差,十堰市的模型拟合和交叉验证 R^2 (或 RMSE)值的差异也是最大的,换句话说,十堰市模型的过度拟合程度也是最大的.其中一个可能的原因是由于十堰市地处山区,复杂的地形和气象条件,给 $PM_{2.5}$ 与 AOD 的关系带来了许多不确定性.另一个原因可能是利用统计模型进行卫星遥感的 $PM_{2.5}$ 预测需要 $PM_{2.5}$ 水平有显著的空间对比^[20],与研究区域其他市相比,十堰市年均 $PM_{2.5}$ 浓度样本标准差较低,导致十堰市模型预测性能较差.从图 1 可以看到,十堰市的空气质量监测点主要集中于城市地区,这是因为在山区布设空气质量监测站进行地面空气质量测量的可行性较差.

表 2 模型拟合和交叉验证结果
Table 2 Results of model-fitting and cross validation

年份	城市	模型拟合		十折交叉验证	
		R^2	RMSE	R^2	RMSE
2015	鄂州	0.95	9.60	0.82	17.85
	黄石	0.9	12.55	0.83	16.76
	荆门	0.95	10.46	0.90	14.98
	荆州	0.97	7.01	0.92	11.39
	十堰	0.83	12.50	0.65	17.57
	随州	0.94	9.97	0.85	15.95
	武汉	0.94	12.25	0.90	15.46
	咸宁	0.97	5.13	0.92	7.88
	襄樊	0.97	7.54	0.92	13.34
	宜昌	0.97	8.15	0.94	11.59
2016	鄂州	0.91	12.14	0.80	18.25
	黄石	0.94	10.34	0.88	14.6
	荆门	0.86	13.21	0.70	19.05
	荆州	0.94	10.22	0.85	15.53
	十堰	0.76	12.55	0.50	17.62
	随州	0.93	9.43	0.80	15.96
	武汉	0.92	12.31	0.89	14.18
	咸宁	0.89	8.33	0.86	6.77
	襄樊	0.96	8.69	0.92	12.74
	宜昌	0.96	6.41	0.91	9.18
2017	鄂州	0.92	8.47	0.71	15.07
	黄石	0.88	8.92	0.77	12.07
	荆门	0.95	6.46	0.85	11.07
	荆州	0.98	4.53	0.94	7.53
	十堰	0.81	9.17	0.62	12.31
	随州	0.97	4.95	0.93	8.19
	武汉	0.92	8.46	0.88	10.01
	咸宁	0.96	4.89	0.90	7.48
	襄樊	0.94	9.69	0.88	13.51
	宜昌	0.98	5.37	0.95	7.56

表 3 给出了建模的 10 个市年均空气监测站点 $PM_{2.5}$ 估算值与实测值,对比来看,所建模型对于站点实测值的拟合情况很好.图 2 显示了所建的 LME 模型在研究周期内湖北省整体的模型拟合和交叉验证精度结果,其中,图 2a—c 是 2015—2017 的模型估算 $PM_{2.5}$ 值和站点实测 $PM_{2.5}$ 值的对比散点图,图 2d—f 是 2015—2017 的交叉验证估算 $PM_{2.5}$ 值和站点实测 $PM_{2.5}$ 值的对比散点图.2015、2016 和 2017 年,模型拟合和交叉验证 R^2 值分别为 0.95 和 0.89、0.92 和 0.85、0.94 和 0.88,说明这些模型整体没有明显的过拟合.交叉验证均方根误差(RMSE)控制在 $15 \mu\text{g}/\text{m}^3$ 以内,平均绝对误差(MAE)在 $10 \mu\text{g}/\text{m}^3$ 左右; $PM_{2.5}$ 浓度模型估计值与实测值之间的线性回归斜率基本达到 0.9,截距约为 $5 \mu\text{g}/\text{m}^3$,说明所建的 LME 模型在缺乏地表测量的情况下,对 $PM_{2.5}$ 浓度的总体估算表现良好.

2.2 湖北省 $PM_{2.5}$ 质量浓度时空分布特征

2.2.1 湖北省 $PM_{2.5}$ 质量浓度空间分布特征

图 3 显示了湖北省研究周期 2015—2017 年均 $PM_{2.5}$ 浓度空间分布,黑色加粗数字标注为各市 $PM_{2.5}$ 时空数据年均值.表 4 归纳了各市模型估算的 $PM_{2.5}$ 时空数据年平均质量浓度,并显示了表征市内细颗粒物时空变化差异的标准差.省内 $PM_{2.5}$ 质量浓度空间差异显著,总体来看,鄂东、鄂南和鄂北高,鄂西北和鄂东南低.鄂东高值主要出现在鄂州、黄石、武汉和黄冈城市群,属于武汉“1+8”城市圈的关键城市,武汉“1+8”城市圈不仅是湖北经济发展的核心区域,也是中部崛起的重要战略支点.此区域内,人为活动剧烈,工业排放、机动车排放、生活排放以及交通和建筑扬尘导致鄂东城市群大气颗粒物浓度高.鄂南高值出现在荆州和潜江,区域内人口稠密,秸秆燃烧现象严重,有大型的农药厂,燃煤发电导致大气颗粒物浓度高.鄂北高值出现在襄樊偏北部,高新区工业区集中于此,区域内热电厂、水泥厂和化工厂等繁多,导致大气颗粒物浓度高.低值主要出现在鄂西北的神农架、十堰和鄂东南的咸宁,神农架是远离城市的高山区域,森林覆盖率达 96%,负氧离子含量高,汽车较少,没有大型锅炉和污染工业;十堰和咸宁两市地形条件有相似之处,城市内部分为山区和城镇区域,山区植被覆盖较好,能吸附大气中的颗粒物,减少气溶胶颗粒进入大气,且人为排放较少,使得大气颗粒物浓度较低.就湖北省来看,在自然条件差异不大的情况下人类活动影响十分显著,发展程

表 3 站点年均 PM_{2.5}估算值与实测值

Table 3 Annual PM_{2.5} estimations and observations at ground stations μg/m³

区域	2015 年		2016 年		2017 年	
	估算 PM _{2.5}	实测 PM _{2.5}	估算 PM _{2.5}	实测 PM _{2.5}	估算 PM _{2.5}	实测 PM _{2.5}
鄂州	75.7±39.8	75.7±42.5	68.8±35.2	68.8±39.4	63.0±25.6	63.0±28.7
黄石	83.1±37.0	83.1±40.3	70.5±35.2	70.5±41.0	62.6±22.4	62.6±25.2
荆门	69.1±46.4	69.1±48.4	55.9±30.6	55.9±35.3	46.4±27.1	46.4±28.6
荆州	75.8±39.4	75.8±40.7	77.1±37.9	77.1±40.6	52.6±28.9	52.6±29.6
十堰	48.3±24.9	48.3±29.8	40.9±18.6	40.9±24.8	34.4±17.0	34.4±20.6
随州	70.9±38.0	70.9±40.6	66.9±33.1	66.9±35.9	55.6±29.5	55.6±30.5
武汉	79.0±47.7	79.0±49.8	66.0±39.7	66.0±42.3	51.8±27.4	51.8±29.1
咸宁	58.0±28.8	58.0±29.7	42.8±16.8	42.8±18.5	46.8±22.6	46.8±23.6
襄樊	71.1±45.0	71.1±46.3	69.8±43.3	69.8±44.9	57.9±37.3	57.9±39.4
宜昌	69.2±47.3	69.2±48.5	60.5±28.4	60.5±30.4	47.0±33.9	47.0±34.6
湖北	70.9±42.4	70.9±44.5	61.2±35.5	61.2±38.2	51.9±29.0	51.9±30.7

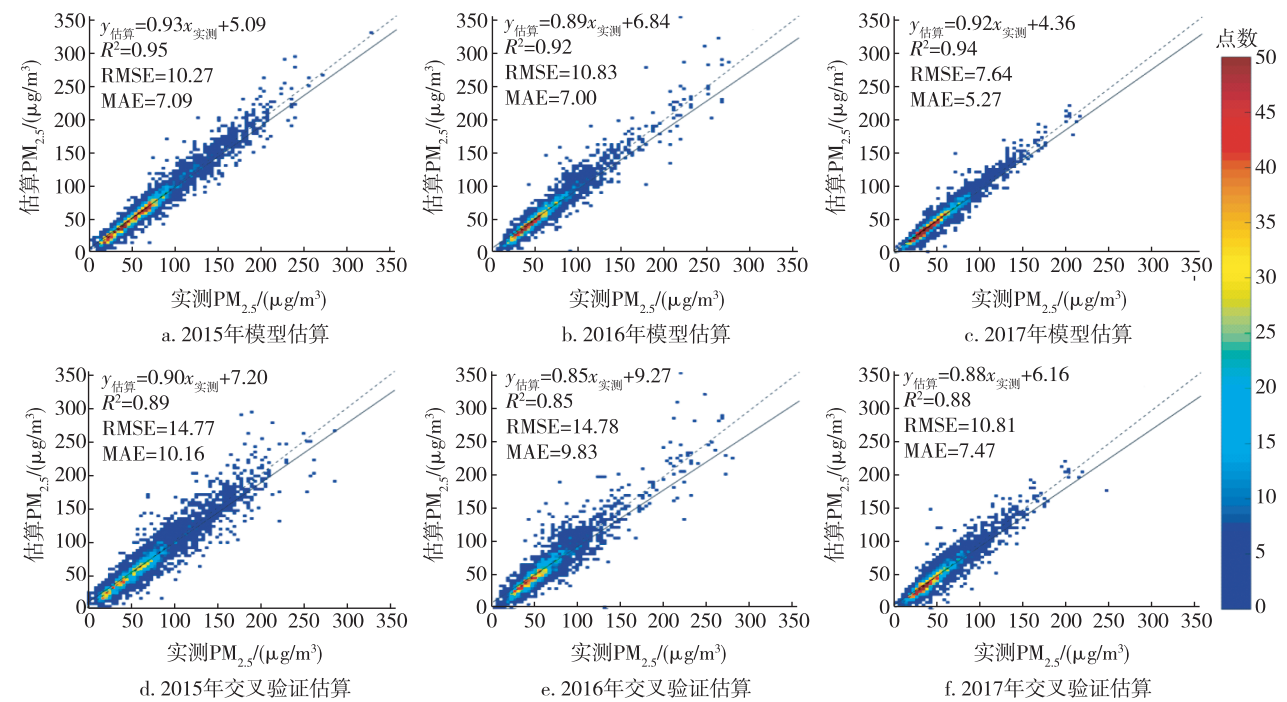


图 2 模型和交叉验证估算的 PM_{2.5}质量浓度与地面观测 PM_{2.5}质量浓度的线性回归分析

Fig. 2 Linear regression analysis between PM_{2.5} mass concentrations by model-fitting or cross-validated estimated and PM_{2.5} mass concentrations by ground observation

度高、人口稠密区域污染严重.

2.2.2 湖北省 PM_{2.5}质量浓度时间变化特征

图 3 表现了 2015—2017 年各市的细颗粒物污染变化情况.总体来看全省 2015—2017 估算时空数据年均值呈下降态势,分别为 65.6±39.8、57.1±34.1 和 48.1±28.3 μg/m³,下降百分比分别为 13%和 15.8%;从各市角度来看,除了随州、咸宁 2016、2017 年年均值持平外,其余市年均值全部逐年下降.

表 4 归纳了各市估算数据年均值的年变化百分比,2015—2016 年神农架、十堰和咸宁三市减幅最大,减少超过 20%;2016—2017 年荆州、仙桃、武汉、襄樊和潜江五市减幅最大,超过 20%,其中,荆州和仙桃超过 30%.2015—2016 年的减少主要发生在污染较轻的区域,而 2016—2017 年的减少主要集中在污染较重区域,可见在各市协同作用下,省内实施的大气监测治理措施效果显著,对于不同污染程度区域的

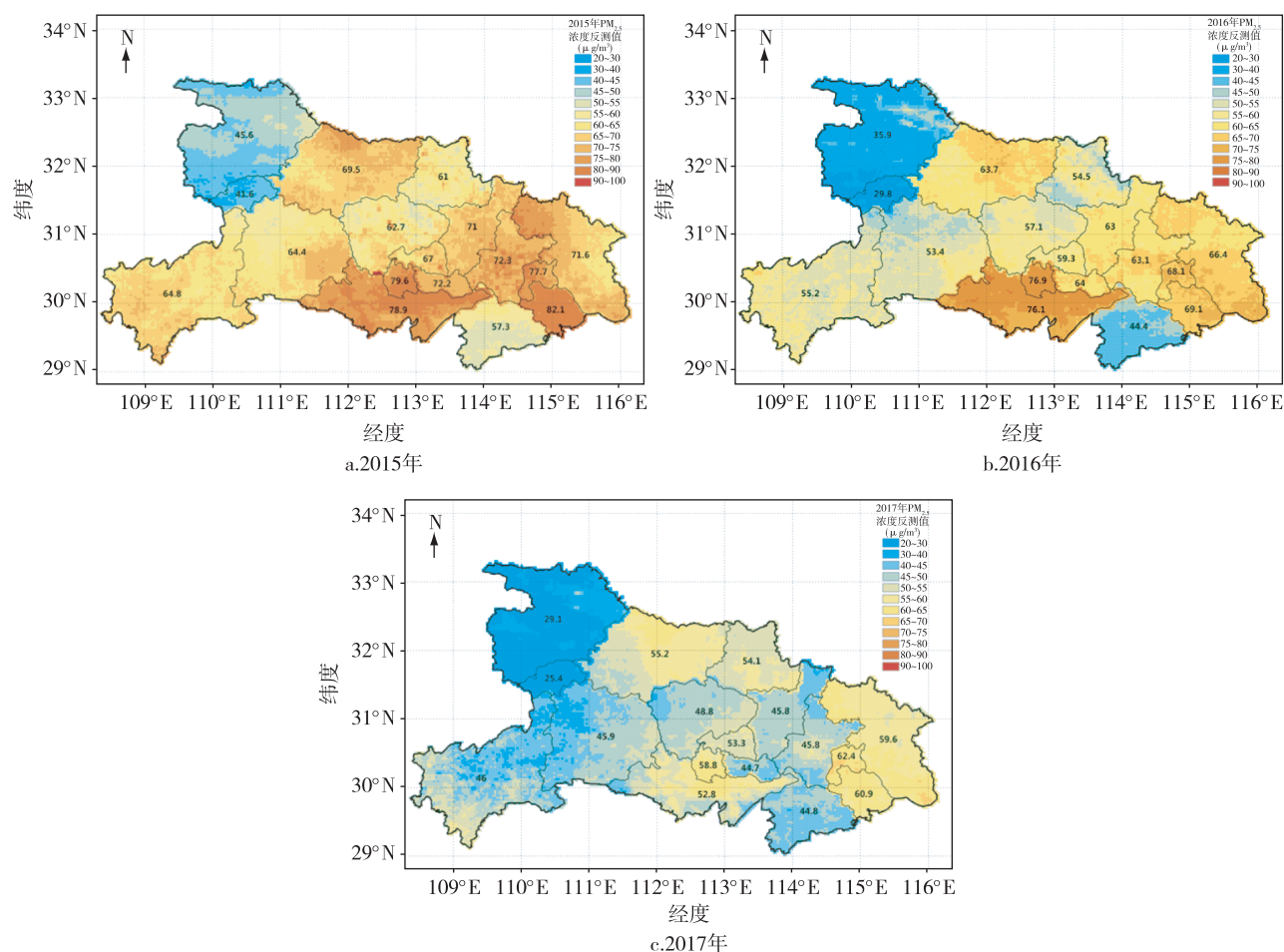


图3 2015—2017年湖北省PM_{2.5}质量浓度年均值空间分布

Fig. 3 Spatial distribution of annual mean PM_{2.5} mass concentration over Hubei province from 2015 to 2017

污染控制都有良好作用.表4归纳的标准差数据表明,神农架、十堰两市时空数据标准差明显低于其他市,细颗粒物时空差异度最低,证明人为排放对细颗粒物污染时空变化有显著影响.2016年国家执行的空气质量二级标准(GB 3095—2012),PM_{2.5}年均值标准为35 μg/m³,实验结果表明2015年湖北省各市年均值均未达到国家空气质量二级标准,一半以上城市甚至超标2倍以上,2016年除神农架达标外其余市未达标,2017年除神农架、十堰外其余市未达标.2015—2017年,湖北省的PM_{2.5}污染得到控制,但仍然显著超标,可见大气污染防治效果虽初见成效,却必须再接再厉.

3 结论

本研究针对PM_{2.5}地面站点不足以提供高空间覆盖、高空间分辨率的面域PM_{2.5}质量浓度数据支撑

区域细颗粒物污染防治的问题,利用引入了时间随机效应并擅长解释AOD-PM_{2.5}关系时间差异性的LME统计学模型对湖北省的PM_{2.5}质量浓度水平进行卫星遥感估算.考虑到省内各区域地形差异显著、排放模式不同,分区域建模以更精确地表达不同区域的AOD-PM_{2.5}关系.结果表明,与地面监测站点实测值相比,此方法获得了精度较高的遥感估算值,并在此基础上得出湖北省PM_{2.5}质量浓度的时空分布特征:1)湖北省PM_{2.5}质量浓度空间分布差异显著,人类活动密集的鄂东、鄂南和鄂北区域高,处于有植被覆盖的山区的鄂西北和鄂东南低;2)湖北省PM_{2.5}质量浓度在2015—2017年呈逐年下降态势,污染较轻、较重区域都有不同程度的减少,大气监测治理措施已初见成效.人类活动和自然因素共同导致区域内PM_{2.5}质量浓度的时空差异性,但在自然条件差异不大的情况下人类活动影响十分显著.

表 4 模型估算时空数据各市年均 PM_{2.5}质量浓度值和年变化率
Table 4 Annual spatiotemporal PM_{2.5} estimations and annual gradients

区域	估算 PM _{2.5} /($\mu\text{g}/\text{m}^3$)			年均变化百分比/%	
	2015 年	2016 年	2017 年	2015—2016 年	2016—2017 年
恩施	64.8±34.5	55.2±28.1	46.0±28.5	-14.8	-16.7
鄂州	77.7±40.4	68.1±34.6	62.4±23.1	-12.4	-8.4
黄冈	71.6±38.5	66.4±32.2	59.6±22.7	-7.3	-10.2
黄石	82.1±36.7	69.1±36.7	60.9±20.9	-15.8	-11.9
荆门	62.7±43.8	57.1±30.5	48.8±27.3	-8.9	-14.5
荆州	78.9±38.7	76.1±39.1	52.8±29.4	-3.5	-30.6
潜江	79.6±41.0	76.9±37.1	58.8±31.5	-3.4	-23.5
神农架	41.6±21.0	29.8±14.7	25.4±13.9	-28.4	-14.8
十堰	45.6±23.7	35.9±19.0	29.1±16.6	-21.3	-18.9
随州	61.0±41.4	54.5±32.5	54.1±29.1	-10.7	-0.7
天门	67.0±44.4	59.3±30.8	53.3±28.2	-11.5	-10.1
武汉	72.3±46.3	63.1±38.0	45.8±26.8	-12.7	-27.4
孝感	71.0±45.2	63.0±37.9	45.8±28.2	-8.3	-13.3
咸宁	57.3±28.5	44.4±22.9	44.8±22.0	-22.5	0.9
仙桃	72.2±43.4	64.0±42.3	44.7±26.4	-11.4	-30.2
襄樊	69.5±43.5	63.7±38.6	55.2±32.9	-11.3	-27.3
宜昌	64.4±41.1	53.4±28.4	45.9±31.0	-17.1	-14.0
湖北	65.6±39.8	57.1±34.1	48.1±28.3	-13.0	-15.8

参考文献
References

[1] Dominici F, Peng R D, Bell M L, et al. Fine particulate air pollution and hospital admission for cardiovascular and respiratory diseases [J]. Jama the Journal of the American Medical Association, 2006, 295 (10) : 1127-1134

[2] Brook R D, Rajagopalan S, Pope C A. Particulate matter air pollution and cardiovascular disease an update to the scientific statement from the American heart association [J]. Circulation, 2010, 121 (21) : 2331-2378

[3] Gauderman W J, Avol E, Gilliland F. The effect of air pollution on lung development from 10 to 18 years of age [J]. The New England journal of medicine, 2004, 351 (11) : 1057-1067

[4] van Donkelaar A, Martin R V, Brauer M, et al. Global estimates of ambient fine particulate matter concentrations from satellite-based aerosol optical depth: development and application [J]. Environmental health perspectives, 2010, 118 (6) : 847-855

[5] Kloog I, Koutrakis P, Coull B A, et al. Assessing temporally and spatially resolved PM_{2.5} exposures for epidemiological studies using satellite aerosol optical depth measurements [J]. Atmospheric environment, 2011, 45 (35) : 6267-6275

[6] Hu X F, Waller L A, Lyapustin A. Estimating ground-level PM_{2.5} concentrations in the Southeastern United States using MAIAC AOD retrievals and a two-stage model [J]. Remote sensing of environment, 2014, 140 : 220-232

[7] Lee H J, Liu Y, Coull B A. A novel calibration approach of MODIS AOD data to predict PM_{2.5} concentrations [J]. Atmospheric Chemistry and Physics, 2011, 11 (15) : 7991-8002

[8] 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

[9] Zheng Y X, Zhang Q, Liu Y, et al. Estimating ground-level PM_{2.5} concentrations over three megalopolises in China using satellite-derived aerosol optical depth measurements [J]. Atmospheric Environment, 2016, 124 : 232-242

[10] Xie Y, Wang Y, Zhang K, et al. Daily estimation of ground-level PM_{2.5} concentrations over Beijing using 3 km resolution MODIS AOD [J]. Environmental Science & Technology, 2015, 49 (20) : 12280-12288

[11] 蒋婕,洪松,郭阳洁. 珠三角 PM_{2.5} 遥感估算区域复合模型研究 [J]. 生态经济, 2018, 34 (6) : 155-162
JIANG Jie, HONG Song, GUO Yangjie. Satellite remote sensing to build the PM_{2.5} estimating model in the Pearl River Delta Region [J]. Ecological Economy, 2018, 34 (6) : 155-162

[12] 陈辉,厉青,王中挺,等. 利用 MODIS 资料监测京津冀地区近地面 PM_{2.5} 方法研究 [J]. 气象与环境学报, 2014, 30 (5) : 27-37
CHEN Hui, LI Qing, WANG Zhongting, et al. Study on monitoring surface PM_{2.5} concentration in Jing-Jin-Ji regions using MODIS data [J]. Journal of Meteorology and Environment, 2014, 30 (5) : 27-37

- [13] 王静.基于卫星遥感的长三角主要城市 $PM_{2.5}$ 估算 [D].上海:华东师范大学,2016
WANG Jing.Estimating $PM_{2.5}$ of main cities in Yangtze River Delta based on remote sensing [D].Shanghai:East China Normal University,2016
- [14] 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 Jing,SUN Cheng,GUO Xingyu, 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
- [15] 焦利民,许刚,赵素丽,等.武汉 $PM_{2.5}$ 时空特征分析 [J].环境科学与技术,2015,38(9):70-74
JIAO Limin,XU Gang,ZHAO Suli, et al.Analyzing temporal and spatial variability of $PM_{2.5}$ concentration in Wuhan [J].Environmental Science & Technology,2015,38(9):70-74
- [16] 卢苗苗,唐晓,王自发,等.武汉地区2014年 $PM_{2.5}$ 时空分布与来源贡献的数值模拟研究 [J].环境科学学报,2017,37(11):4227-4240
LU Miaomiao, TANG Xiao, WANG Zifa, et al. Investigating the spatial-temporal distribution of the $PM_{2.5}$ over Wuhan in 2014 and quantifying the contributions from different source regions with both observation and model [J].Acta Scientiae Circumstantiae, 2017,37(11):4227-4240
- [17] 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
- [18] Wang W, Mao F Y, Du L, et al. Deriving hourly $PM_{2.5}$ concentrations from Himawari-8 AODs over Beijing-Tianjin-Hebei in China [J]. Remote Sensing, 2017, 9 (8): 858-868
- [19] Zhang X Y, Hu H B. Improving satellite-driven $PM_{2.5}$ models with VIIRS nighttime light data in the Beijing-Tianjin-Hebei region, China [J]. Remote Sensing, 2017, 9(9):908-918
- [20] Zhang T H, Liu G, Zhu Z M, et al. Real-time estimation of satellite-derived $PM_{2.5}$ based on a semi-physical geographically weighted regression model [J]. International Journal of Environmental Research and Public Health, 2016, 13(10):974-984

Estimation of $PM_{2.5}$ concentration over Hubei province using remote sensing: analysis of spatial and temporal variations

JI Yuxi¹ ZHU Bo² ZHU Zhongmin¹

1 State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan 430079

2 Hubei Provincial Environmental Monitoring Center Station, Wuhan 430072

Abstract In order to solve the issue that monitoring $PM_{2.5}$ levels based on sparse ground stations is insufficient to provide $PM_{2.5}$ concentration data with broad coverage and high spatial resolutions and support regional fine particulate matter pollution prevention and control, the province of Hubei was selected as an area of research. MODIS AOD was used as the main predictor and was combined with meteorological parameters, such as temperature, relative humidity, wind speed, pressure, and normalized difference vegetation index (NDVI) data, as auxiliary predictors in a linear mixed effects model to establish the daily relationship of AOD- $PM_{2.5}$ from 2015 to 2017 in order to estimate $PM_{2.5}$ levels in the study area. The model was validated by a tenfold cross validation (CV) method. The results showed that the model performances were quite satisfactory, with cross-validated correlation coefficient values (CV R^2) between the $PM_{2.5}$ estimations and observations of 2015–2017 of 0.89, 0.85, and 0.88, respectively, suggesting that this method can be used to monitor regional $PM_{2.5}$ concentrations with rather high accuracy. The temporal and spatial variation characteristics were analyzed based on the observed and model-estimated $PM_{2.5}$ data and showed that distinct spatial variations of $PM_{2.5}$ concentrations existed, with high values in the east, south, and north and low values in the northwest and southeast. In addition, a declining trend of $PM_{2.5}$ concentrations in Hubei province was observed, with the annual mean values for 2015–2017 of $65.6 \pm 39.8 \mu\text{g}/\text{m}^3$, $57.1 \pm 34.1 \mu\text{g}/\text{m}^3$, and $48.1 \pm 28.3 \mu\text{g}/\text{m}^3$, respectively. In terms of city, all cities showed a downward trend, except for Xianning and Suizhou, which had steady annual mean values in 2016 and 2017.

Key words $PM_{2.5}$; MODIS AOD; LME model; spatiotemporal variation characteristics