

引用格式: Wei Shimei, Pan Jinghu, Tuo Wenliang. Estimation and Spatial-temporal Distribution Characteristics of PM<sub>2.5</sub> Concentration by Remote Sensing in China in 2015[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2020, 35(4): 845-854. [魏石梅, 潘竞虎, 妥文亮. 2015年中国PM<sub>2.5</sub>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.]  
doi: 10.11873/j.issn.1004-0323.2020.4.0845

## 2015年中国PM<sub>2.5</sub>浓度遥感估算与时空分布特征

魏石梅, 潘竞虎, 妥文亮

(西北师范大学 地理与环境科学学院, 甘肃 兰州 730070)

**摘要:**以PM<sub>2.5</sub>污染物为主的大气污染对社会的可持续发展及人类健康带来了严峻的挑战,厘清我国PM<sub>2.5</sub>污染物的空间分布特征及演变规律,对于PM<sub>2.5</sub>污染物的区域联防联控具有重要的意义。基于MODIS卫星的气溶胶产品、气象基础数据以及PM<sub>2.5</sub>污染物实测站点监测数据,构建地理加权回归模型,对2015年中国PM<sub>2.5</sub>污染物浓度进行了模拟估算,对PM<sub>2.5</sub>污染物浓度的空间分异格局及季节演化特征进行分析。结果表明:①2015年全国PM<sub>2.5</sub>浓度整体表现出明显的空间地带性分异特征。北方PM<sub>2.5</sub>污染物浓度明显高于南方,中部明显高于东部与西部;②4个季度PM<sub>2.5</sub>浓度表现出明显的季节适应性演化特征。第四季度PM<sub>2.5</sub>污染最重,第三季度和第一季度次之,第二季度最低,最大值出现在第四季度(165 μg/m<sup>3</sup>),最小值出现在第二季度(4.3 μg/m<sup>3</sup>)。③通过多因子构建的地理加权回归模型估算的PM<sub>2.5</sub>浓度具有较高的模拟精度,第一至第四季度的相对误差分别为10.2%、7.0%、9.3%和8.6%。

**关键词:** PM<sub>2.5</sub>; MODIS; 遥感估算; 时空分布; 中国

**中图分类号:** X513; TP79 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-0323(2020)04-0845-10

### 1 引言

随着城镇化与工业化的快速推进,高能耗、粗放式的经济增长模式导致了各种环境问题的产生,大气环境质量也随之恶化。近年来,我国区域的空气污染程度不断恶化,其中以PM<sub>2.5</sub>为主的污染物对空气质量的影响越发突出,严重威胁社会经济可持续发展和人类健康<sup>[1]</sup>。2013年以来,中国发生数次大范围 and 持续性空气污染事件,空气环境质量引起了学术界和社会各界的广泛关注。由于严重的空气污染以及频发的雾霾天气,每年约有130万人因大气污染引发的各种疾病而死亡<sup>[2]</sup>,中国每年在大气污染中所投入的成本占GDP的1%~8%<sup>[3-4]</sup>,因此,解决大气污染问题刻不容缓。国家《“十三五”生态环境保护规划》指出“提高环境质量,加强

生态环境综合治理,加快补齐生态环境短板,是当前核心任务”,党的“十八大”以来,中国将生态文明建设摆在更加重要的战略位置,并纳入“五位一体”总体布局。“十九大”报告中也明确提出“要着力解决突出环境问题,持续实施大气污染防治行动,打赢蓝天保卫战”,面对严峻的环境问题挑战,国家制定出台了一系列的方针、政策和措施来积极引导和改善环境质量与污染减排。因此,厘清区域PM<sub>2.5</sub>污染物的空间分布特征及时空演变规律,可为进一步识别重点防治区域及区域联防联控治理工作提供科学依据。

PM<sub>2.5</sub>通常被称作细颗粒物,是指环境空气中动力学直径≤2.5 μm的颗粒物,具有粒径小、面积大,能够吸附有毒、有害物质以及停留时间长,传输

收稿日期: 2019-09-03; 修订日期: 2020-06-03

基金项目: 国家自然科学基金项目(41661025),西北师范大学青年教师科研能力提升计划(NWNU-LKQN-16-7)。

作者简介: 魏石梅(1993—),女,宁夏固原人,硕士研究生,主要从事生态环境遥感研究。E-mail: nwnuweism@126.com

通讯作者: 潘竞虎(1974—),男,甘肃嘉峪关人,教授,博士生导师,主要从事空间分析与感知研究。E-mail: panjh\_nwnu@nwnu.edu.cn

距离远等特点,其对人类身体的危害已被国内外诸多医学研究调查报告证实<sup>[5]</sup>。虽然PM<sub>2.5</sub>在大气组分中占的比例很小,但它对能见度和人类健康状况等有着深刻的影响<sup>[6-7]</sup>。与其他的颗粒物相比较,PM<sub>2.5</sub>具有粒径小,易于吸附,易携带细菌,移动性强,传输渠道多样等特征,因此对人类身体健康和生活环境的影响更大<sup>[8]</sup>。空气中PM<sub>2.5</sub>的含量超标时,不仅会对环境和动植物的健康造成不利影响,而且会使得空气混浊,导致能见度降低,从而产生雾霾天气。对人类健康而言,可能会造成呼吸道感染,影响肺部的气体交换,甚至会导致哮喘、癌症等重大疾病的发生,是人民群众的“心肺之患”<sup>[9-10]</sup>。

目前,国内外学者对于PM<sub>2.5</sub>浓度的时空变化已经由点及面地开展了大量研究,对PM<sub>2.5</sub>浓度的估算和时空分布特征的研究方法主要集中在以下两方面:一是根据地面监测数据通过空间插值方法获得PM<sub>2.5</sub>的时空分布特征<sup>[11-12]</sup>;二是通过遥感数据建立模型来反演PM<sub>2.5</sub>的浓度,探索PM<sub>2.5</sub>浓度的时空变化,继而从全局和局部研究PM<sub>2.5</sub>浓度的空间异质性和依赖性特征<sup>[13-14]</sup>。梳理现有研究发现,国内针对PM<sub>2.5</sub>的研究多以站点实测数据插值为主,但由于监测点数量有限,站点分布的不均匀性、不连续性以及插值方法的不确定等因素,导致PM<sub>2.5</sub>浓度的插值结果存在误差较大<sup>[11]</sup>。部分学者尝试利用气溶胶遥感产品反演PM<sub>2.5</sub>浓度,但在反演模型的选择上多采用简单线性统计方法和广义线性回归模型,未考虑到空间地理位置及其他诸如垂直廓线、湿度、地形、气候等对PM<sub>2.5</sub>浓度的影响,因此存在拟合度不高,反演结果的波动性较大以及精度较低等问题<sup>[15-16]</sup>。本文在借鉴已有研究的基础上,利用2015年Aqua/MODIS气溶胶数据,加入气象数据及地理位置作为影响参数,在优选反演模型的基础上,从多因素的角度来估算中国的PM<sub>2.5</sub>浓度,可以较为精准、宏观地反映研究时段中国PM<sub>2.5</sub>的空间分布特征,并在季度尺度上对PM<sub>2.5</sub>浓度的时空演化特征进行分析比较,从而为PM<sub>2.5</sub>污染物的监管和跨区域大气污染联动治理提供科学参考。

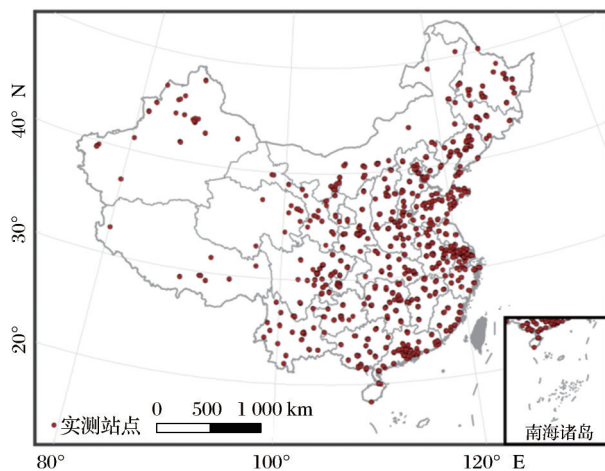
## 2 数据来源与研究方法

### 2.1 数据来源及预处理

#### 2.1.1 实测数据

通过网络爬虫技术自动获取了中国2015年3

月至2016年2月的1456个PM<sub>2.5</sub>地面监测站点PM<sub>2.5</sub>浓度日均值的实测数据,数据来源于中国环境监测总站(<http://www.cnemc.cn/>)。因缺乏香港、澳门特别行政区以及台湾省的数据,故研究区域不包括以上3个区域。监测站点实测数据中包括每日每时PM<sub>2.5</sub>的监测值,在进行处理时,将监测站中0点前24h的PM<sub>2.5</sub>浓度取平均值作为当天的监测值,月平均数据是通过日平均数据加和平均得来,同理,季度平均数据是通过月平均数据获得。图1为2015年全国PM<sub>2.5</sub>监测站点分布图。



(审图号:GS(2016)2885)

图1 2015年全国PM<sub>2.5</sub>地面监测站点分布图

Fig.1 Distribution of PM<sub>2.5</sub> ground monitoring stations in 2015

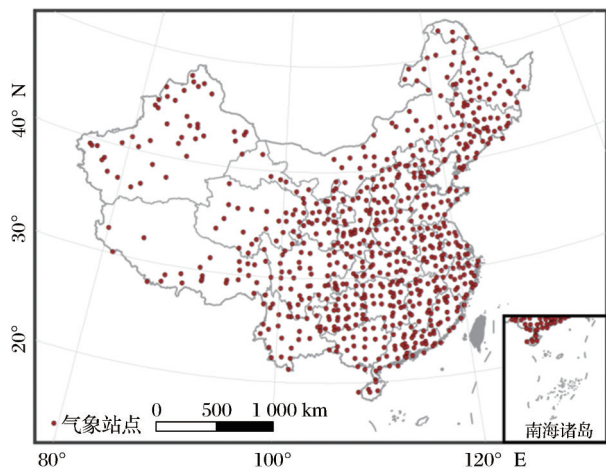
#### 2.1.2 卫星遥感数据

MODIS传感器是美国国家航空航天局(National Aeronautics and Space Administration, NASA)地球观测系统(Earth Observing system, EOS)系列卫星的重要传感器,是“图谱合一”的光学传感器,搭载于Terra和Aqua卫星上<sup>[17]</sup>。本文采用的大气气溶胶光学厚度(Aerosol Optical Depth, AOD)数据来源于NASA发布的MODIS/Aqua Aerosol 5-Min L2 Swath 3 km产品数据(<https://ladsweb.modaps.eosdis.nasa.gov/search/order>),时间序列为2015年3月至2016年2月。AOD是大气气溶胶最重要的参数之一,它是整个大气层中气溶胶消光系数在垂直方向上的积分<sup>[18]</sup>,用来度量大气浑浊度。AOD数据空间分辨率为3 km×3 km,时间分辨率为5 min,通过ENVI/IDL语言编程实现其批量式的重投影、镶嵌、裁剪等预处理。考虑到AOD数据存在云、大气、太阳高度角的影响以及高亮地表像元缺失等现象<sup>[19]</sup>,为了保证像元具有最

小噪声且合成后数据具有较好质量,因此,利用ArcGIS中像元统计方法将每月的影像按最大值统计方法来对其进行合成,然后通过按月数据取平均值来获得每个季度对应的影像数据。

### 2.1.3 气象数据

已有研究表明部分气象数据对PM<sub>2.5</sub>浓度有着显著的影响<sup>[20]</sup>。为更全面考虑PM<sub>2.5</sub>浓度的影响因素,提高模拟精度,将站点气压(hPa)、平均风速(m/s)、平均相对湿度(%)以及降水量(mm)等气象数据作为建模时的解释变量,用于综合模拟PM<sub>2.5</sub>浓度。气象站点分布如图2所示,数据来源于中国气象数据网(<http://data.cma.cn>),包括每个站点的月均值。4个季度各类型气象数据主要统计特征如表1所示。利用气象数据网提供的站点经纬度,并比较选择最合适的插值方法<sup>[21]</sup>,气压插值采用样条函数法,相对湿度、降水量、风速的插值采用克里金法。为了建模的统一性,本文以PM<sub>2.5</sub>实测站点为基本点,将插值后的各气象要素值提取至对应点。



(审图号:GS(2016)2885)

图2 2015年全国气象监测站点分布图

Fig.2 Distribution of national meteorological monitoring stations in 2015

已有学者研究发现大气边界层高度(Planetary Boundary Layer Height, PBLH)也是PM<sub>2.5</sub>污染物空间分布的一个很重要的影响因素<sup>[22]</sup>,因此本文采用戈尔德地球观测系统所提供的PBLH数据,利用ENVI/IDL语言对其进行批量处理。由于PBLH数据与其他数据的空间分辨率不一致,将PBLH栅格数据转为点数据进行处理,并采用克里金插值方法将空间分辨率与AOD产品相匹配。对PBLH按平均值进行像元统计,时间单位为季度。同样地,对

表1 各季度气象数据描述性统计结果

Table 1 Descriptive statistical results of meteorological data for each quarter

气象因子	季度	最大值	最小值	平均数
气压/Pa	第一季度	10 160.33	5 728.67	9 171.40
	第二季度	10 077.67	5 728.67	9 120.07
	第三季度	10 206.33	5 756.33	9 211.47
	第四季度	10 299.33	5 655.46	9 244.34
风速/m·s <sup>-1</sup>	第一季度	97.67	7.67	24.85
	第二季度	96.00	4.92	21.34
	第三季度	79.67	4.33	20.13
	第四季度	10 956.33	4.67	34.49
相对湿度/%	第一季度	93.67	16.00	60.06
	第二季度	93.67	26.00	69.41
	第三季度	94.00	20.00	70.49
	第四季度	87.00	12.00	64.69
降水量/mm	第一季度	4 401.67	0.00	726.11
	第二季度	5 949.67	24.00	1 348.79
	第三季度	10 960.33	0.00	709.90
	第四季度	2 303.00	0.00	356.78

空间插值的结果以PM<sub>2.5</sub>实测站点为基础点进行数据的提取。各个季度PBLH数据的插值处理结果如图3所示。

## 2.2 研究方法

### 2.2.1 模型构建

利用AOD来估计空气中颗粒物的方法已经逐渐被学者们所广泛采用<sup>[22]</sup>。搭载于美国Terra卫星上的多角度成像光谱仪(MISR)的早期理论研究表明,在可见光和近红外波段反演的AOD对应的颗粒物粒径范围在0.1~2 μm,与PM<sub>2.5</sub>的粒径范围非常接近,这为AOD反演PM<sub>2.5</sub>提供了重要的理论基础。由于PM<sub>2.5</sub>与AOD的关系复杂,当模拟范围扩大、PM<sub>2.5</sub>浓度偏高时,PM<sub>2.5</sub>与AOD的决定系数 $R^2$ 不是很高<sup>[23]</sup>。基于这些现象,学者们为了提高拟合度,根据二者的物理机理进行AOD垂直和湿度订正,发现当 $R^2$ 增大时,模拟效果会显著提升<sup>[15]</sup>,即可将 $R^2$ 视为检验模型运算结果的一个重要指标。在参考已有研究文献的基础上,本文最终选用地理加权回归(Geographically Weighted Regression, GWR)模型来模拟估算PM<sub>2.5</sub>浓度。GWR在大区域研究中具有优势,与多元线性回归方法相比,GWR加入了地理空间要素,不仅能体现出全局变化,还能体现出区域差异特征<sup>[24]</sup>。在模拟过程中逐渐发现,考虑的影响因素越多,即解释变量收集的越多时,模型的拟合程度越高,建模结果越有说



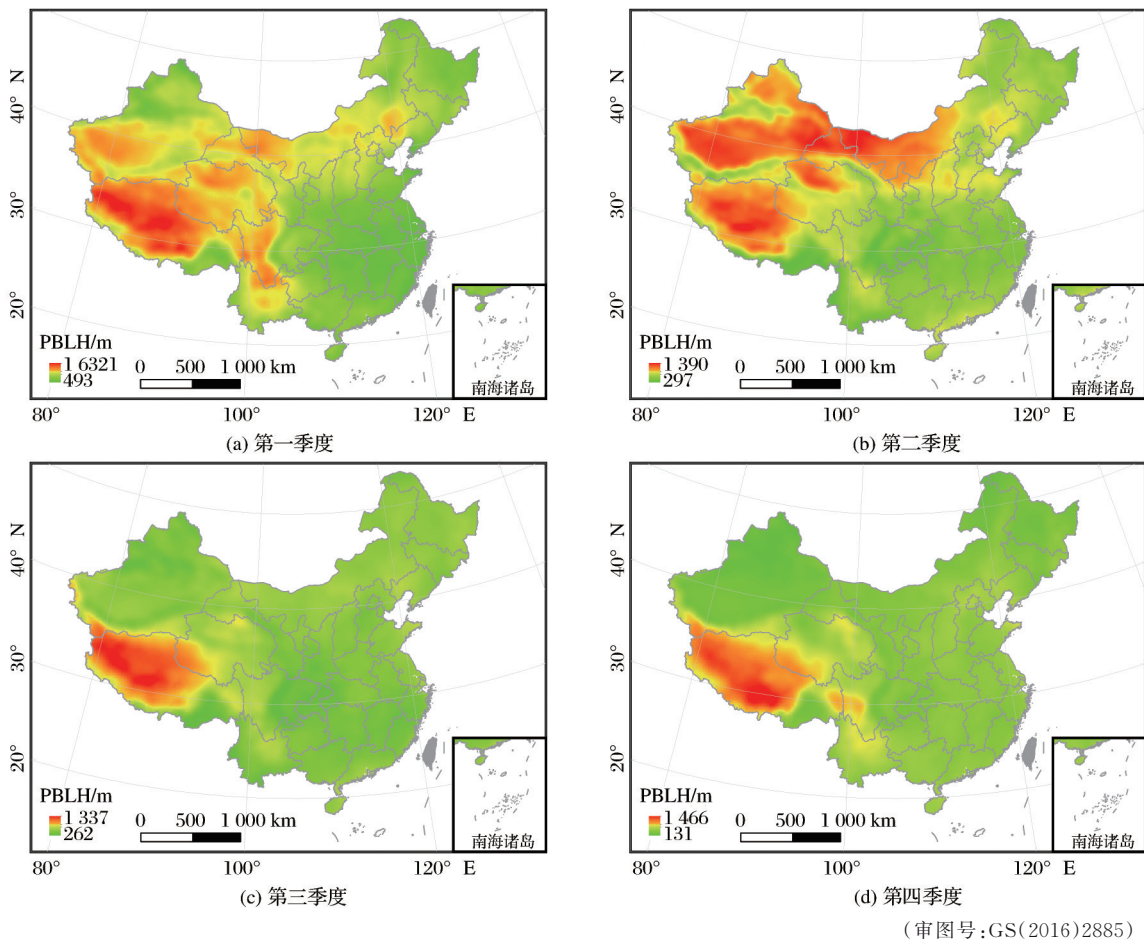


图3 各个季度PBLH插值结果

Fig.3 PBLH interpolation results for each quarter

服力<sup>[9]</sup>。

地理加权回归模型,是指用回归的原理来研究探讨具有空间分布特征的若干变量之间数量关系的模型,通过将点数据按照一定的距离权重来选中范围,最终得到回归参数。它的本质是按照距离给每一个点赋一个权重,距离这个点越近,对其影响就越大,从而得到所取样本点的回归系数。空间权重函数和带宽是GWR的重要组成部分。常见的权重函数有距离阈值法、距离反比法和高斯函数法。本文选用的权重核函数为高斯函数法,核函数类型设置为调整型(Adaptive)。研究表明相比于固定型(Fixed),调整型更加灵活<sup>[22]</sup>,基于一个连续单调递减函数来形容权重和距离之间的关系,这种方法的应用很广泛。计算公式为<sup>[25]</sup>:

$$W_{ij} = \exp(-d_{ij}/b)^2 \quad (1)$$

其中: $W_{ij}$ 为权重; $d_{ij}$ 为距离; $b$ 为带宽,是指权重和距离之间函数关系的非负衰减参数。带宽越小,权重随距离减小得越快,反之越慢。带宽的大小会直接影响回归参数,因此,选取合适的带宽非常重要。

带宽选择时最常用的方法是交叉验证(CV)法和AKAIKE信息量准则(AIC)法。本文选用CV方法来确定最优带宽。

将气象数据和AOD作为解释变量,构建模型的回归方程如下:

$$\begin{aligned} PM_{2.5k} = & \beta_0(\mu_k, v_k) + \beta_{AOD}(\mu_k, v_k) AOD_k + \\ & \beta_{PBLH}(\mu_k, v_k) PBLH_k + \beta_{ws}(\mu_k, v_k) WS_k + \\ & \beta_p(\mu_k, v_k) p_k + \beta_R(\mu_k, v_k) R_k + \beta_P(\mu_k, v_k) P_k \end{aligned} \quad (2)$$

其中:AOD为大气气溶胶光学厚度;PBLH为大气边界层高度;WS为平均风速; $p$ 为平均区站点气压; $R$ 为平均相对湿度; $P$ 为降水。 $(\mu_k, v_k)$ 表示实测站点的空间坐标, $\beta_{AOD}$ 、 $\beta_{PBLH}$ 、 $\beta_{ws}$ 、 $\beta_p$ 、 $\beta_R$ 、 $\beta_P$ 分别是各解释变量的系数值, $\beta_0(\mu_k, v_k)$ 是对应的常数项。

#### 2.2.2 模型验证

为了进一步验证使用模型模拟的精确程度,采用相对误差指标进行模拟精度的验证,将地面实测PM2.5数据与反演数值进行匹配并计算相对误差。相对误差为绝对误差与监测值之比,具体计算如式(3)所示。

$$\delta = \Delta \div L \times 100\% \quad (3)$$

其中: $\delta$ 为相对误差; $\Delta$ 为绝对误差,是估算值与监测值之差; $L$ 为监测值。

### 3 结果与分析

#### 3.1 2015年中国PM<sub>2.5</sub>空间分布

在完成数据预处理的基础上,首先利用选取的1 256个站点PM<sub>2.5</sub>实测值与对应点位置提取的气象及大气边界高度等参数值来构建地理加权回归模型,分别得到第一至第四季度的回归方程(公式(4)~(7)),其次对2015年全国年平均及4个不同季度的PM<sub>2.5</sub>浓度进行模拟,从而得到PM<sub>2.5</sub>的年度及各季度的空间分布。最后将每个季度选取相同的200个站点( $N=200$ )的实测值与对应站点位置估算出来的PM<sub>2.5</sub>加入验证模型进行精度检验。

从各拟合公式中可以看出:风速、降水和相对湿度与PM<sub>2.5</sub>呈现出负相关关系。当风速越大时,大气得到疏散,污染物浓度自然降低;PM<sub>2.5</sub>能改变云微物理特性,从而抑制降水。

$$PM_{2.5} = 53.62 + AOD \times 14.64 + PBLH \times (-0.03) + WS \times (-0.59) + P \times (-0.001) + p \times 0.006 + R \times (-0.57) \quad (4)$$

$$PM_{2.5} = 21.64 + AOD \times 11.97 + PBLH \times (-0.01) + WS \times (-0.38) + P \times (-0.001) + p \times 0.004 + R \times (-0.28) \quad (5)$$

$$PM_{2.5} = 1.87 + AOD \times 17.89 + PBLH \times (-0.04) + WS \times (-0.57) + P \times (-0.01) + p \times 0.009 + R \times (-0.36) \quad (6)$$

$$PM_{2.5} = 52.34 + AOD \times 8.23 + PBLH \times (-0.05) + WS \times (-1.30) + P \times (-0.02) + p \times 0.018 + R \times (-0.99) \quad (7)$$

模型检验结果如表2所示。从结果可以看出,第一至第四季度的 $R^2$ 依次为:0.53、0.56、0.58、0.54;相对误差分别为10.2%(一季度)、7.0%(二季度)、9.3%(三季度)、8.6%(四季度),从相对误差来看,模拟的精度和准确度均优良,误差在可控范围内。

表2 模型检验统计结果

Table 2 Statistical results of model checking

	第一季度	第二季度	第三季度	第四季度
决定系数( $R^2$ )	0.53	0.56	0.58	0.54
相对误差	10.2%	7.0%	9.3%	8.6%

将2015年4个季度PM<sub>2.5</sub>浓度取平均值得到2015年PM<sub>2.5</sub>浓度的空间分布图(图4)。由图4可知,胡焕庸线和长江是中国PM<sub>2.5</sub>浓度高值区和低值区的东西和南北分界线(新疆中部除外)。PM<sub>2.5</sub>年均浓度高污染聚集区主要集中分布于京津冀、江淮平原、汾渭盆地、四川盆地等区域,这些地区

PM<sub>2.5</sub>年均浓度均高于70  $\mu\text{g}/\text{m}^3$ 。该区域集中分布着环渤海城市群、中原城市群、长三角城市群等多个城市群,城市的快速发展促使城市建设用地急剧增加,城市的建设发展对于PM<sub>2.5</sub>浓度值的贡献也相应上升。其次,该区域也是我国重工业与能源原材料基地,如山西是我国原煤的主要产区与消费区,而河北、山东、河南、安徽和四川等地区是我国重工业主要集中地,产业结构整体偏重于第二产业,对化石能源需求与消耗量大,因此,煤炭消费与产业结构的不合理也是导致PM<sub>2.5</sub>浓度值偏高的主要原因之一;同时,该区域也是我国人口的主要集中地,诸如河南、河北、安徽等省常住人口均已超过6 000万人,城市社会经济的发展及人类活动,如冬季取暖、生产作业以及机动车交通出行等对于PM<sub>2.5</sub>浓度值也起到一定的促进作用。除此之外,地形也是影响地区PM<sub>2.5</sub>浓度高低的关键因素。中国地处亚欧大陆东部,东临大海,西部呈“C”形包围圈,整体地势呈西高东低走向,局部地形呈多样性,盆地、高原、丘陵等地貌遍布全国,这种复杂的地形地貌不利于污染物的扩散、分解,如华北平原,北抵燕山南麓,南达大别山北侧,西倚太行山—伏牛山,东临渤海和黄海,整体呈“马蹄形”包围圈。

高值还出现在新疆塔里木盆地地区,出现高浓度的原因也是由于新疆地区山脉与盆地相间排列,盆地与高山环抱,喻称“三山夹二盆”。北部有阿尔泰山,南部为昆仑山脉;天山横亘于新疆中部,把新疆分为南北两半,南部是塔里木盆地,北部是准噶尔盆地,西部有帕米尔高原,塔里木盆地PM<sub>2.5</sub>的成分中沙尘占主要组分。塔里木盆地流动沙丘的面积很大,春季盛行扬沙、沙尘天气由于地形的限制,污染物不能轻易疏散,就更容易加重污染物的聚集。

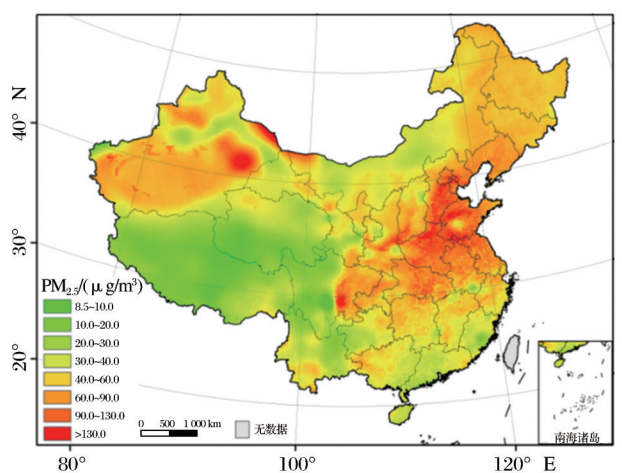
PM<sub>2.5</sub>年均低浓度聚集区主要集中分布在青藏高原、云贵高原和华南地区。青藏高原由于地势较高,人类活动较少,是中国环境的净土;而云贵高原和华南地区由于植被覆盖度高,受季风气候的影响,降水量较大,对PM<sub>2.5</sub>浓度起到净化和稀释作用,因而空气质量较好。

#### 3.2 2015年PM<sub>2.5</sub>的季度演变特征

2015年4个季度PM<sub>2.5</sub>浓度表现出明显的季节适应性演化特征(图5)。其中,第四季度PM<sub>2.5</sub>污染最重,第三和第一季度次之,第二季度最低。最大值出现在第四季度(165  $\mu\text{g}/\text{m}^3$ ),最小值出现在

第二季度( $4.3 \mu\text{g}/\text{m}^3$ )。PM<sub>2.5</sub>浓度季节型变化受气象因素及人类社会活动等诸多因素的影响。

为了体现出4个季度PM<sub>2.5</sub>浓度的演变趋势,本文将PM<sub>2.5</sub>浓度进行统一分级。图4为中国2015年4个季度PM<sub>2.5</sub>浓度的空间分布图。整体分布趋势与年际空间分布趋势趋同。



(审图号:GS(2016)2885)

图4 2015年PM<sub>2.5</sub>空间分布

Fig.4 Spatial distribution of PM<sub>2.5</sub> in 2015

第四季度是PM<sub>2.5</sub>污染浓度最高,分布最广,连续性最强的时段,浓度值多集中在 $90\sim 130 \mu\text{g}/\text{m}^3$ 之间。其原因主要包括以下两个方面:一是冬季我国进入大规模供暖时期,废气排放较多;二是冬季植被覆盖率低,对于污染物的稀释能力降低,PM<sub>2.5</sub>污染浓度整体较高。而青藏高原常年显示PM<sub>2.5</sub>浓度低,得益于该地区海拔高,人类活动少。

第三季度PM<sub>2.5</sub>浓度总体较四季度有所下降,浓度在 $90\sim 130 \mu\text{g}/\text{m}^3$ 之间的区域也大面积下降,多集中于 $60\sim 90 \mu\text{g}/\text{m}^3$ ,并逐渐向北方扩大,低值为 $8\sim 20 \mu\text{g}/\text{m}^3$ ,出现在青海、西藏等地区。与第四季度华南地区的浓度相比,第三季度华南地区的浓度降低是因为台风登陆较为频繁,气候较为湿润。

第二季度是一年中PM<sub>2.5</sub>浓度最小、空气质量最好的一个季节。与第三季度相比较,第二季度PM<sub>2.5</sub>浓度在全国范围内呈现大幅降低的趋势。其中,大部分浓度值在 $8.5\sim 30 \mu\text{g}/\text{m}^3$ 之间,得益于我国6~8月份盛行海洋风,海洋风将湿热的空气带到陆地,会降低空气中的PM<sub>2.5</sub>浓度。而新疆和东部沿海地区出现高值( $>60 \mu\text{g}/\text{m}^3$ ),这主要与我国地形地貌相关,如准噶尔盆地、塔里木盆地等,该地形不利于污染物的疏散,因此持续时间较长。

第一季度PM<sub>2.5</sub>浓度最大为 $92 \mu\text{g}/\text{m}^3$ ,该季度

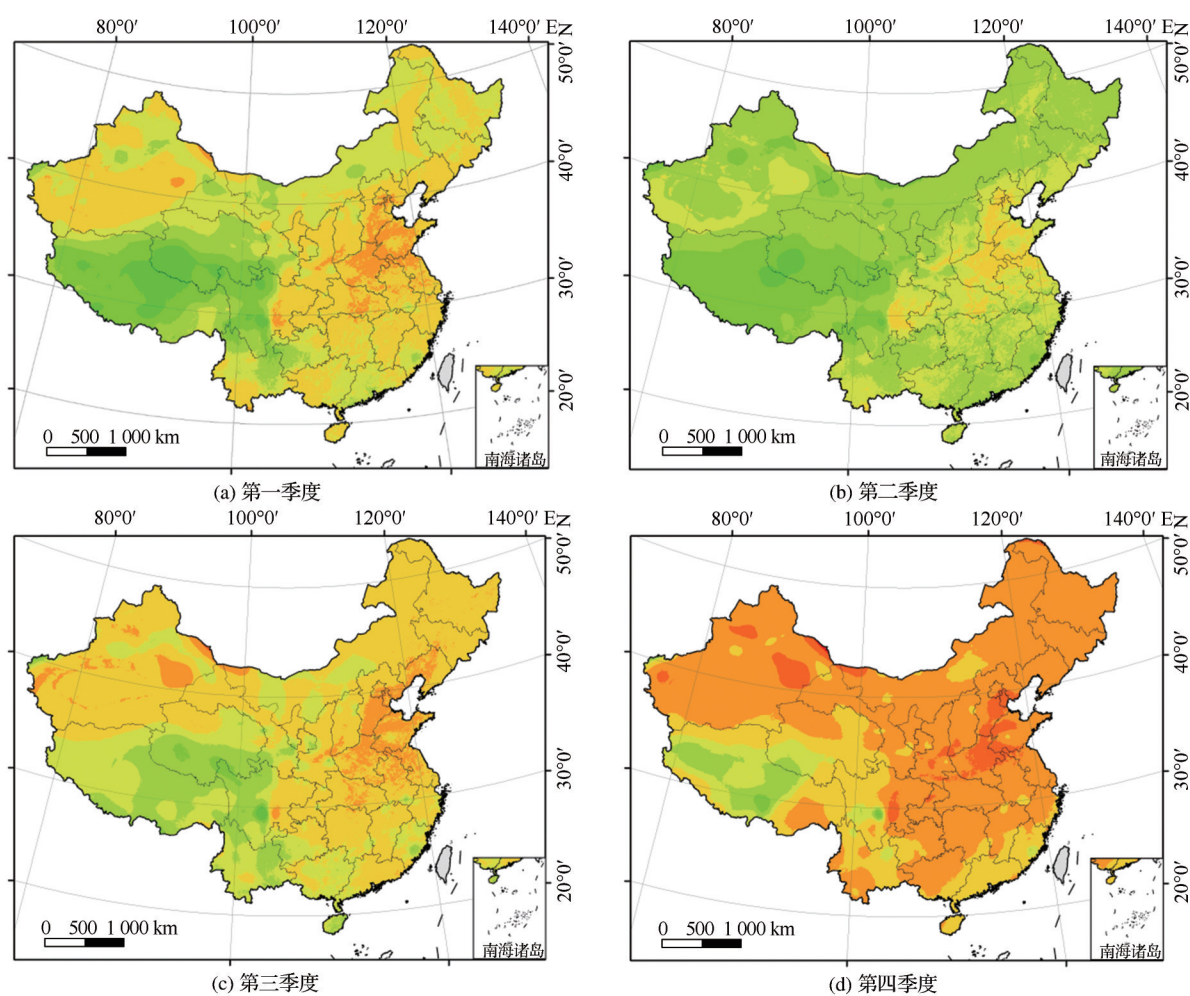
北方地区还未结束供暖,所以北方地区PM<sub>2.5</sub>分布较广,低值依旧是青海、西藏等地区。但与第二季度相比,北方低值区域减少,多上升到 $40\sim 60 \mu\text{g}/\text{m}^3$ 之间。造成第一季度PM<sub>2.5</sub>分布广的原因是春季为西北地区扬沙、沙尘暴常发时段。北方地区进入春耕,烧荒育土也是我国北方地区农村中的普遍现象。

## 4 结 语

本文通过将地面站点监测数据与卫星遥感数据资料有效相结合,采用MODIS数据、地面PM<sub>2.5</sub>监测数据和气象数据(气压、风速、相对湿度、降水量)等,通过构建GWR模型对PM<sub>2.5</sub>各解释变量的贡献值进行计算,从而对2015年中国PM<sub>2.5</sub>浓度值进行定量估算,并对其PM<sub>2.5</sub>浓度的年、季度空间分布及其演变特征进行了分析。主要研究结论如下:①2015年全国PM<sub>2.5</sub>浓度整体表现出明显的空间地带性分异特征。胡焕庸线和长江是中国PM<sub>2.5</sub>浓度高值区和低值区的东西和南北分界线,京津冀、江淮平原、汾渭盆地、四川盆地、塔里木盆地等区域是PM<sub>2.5</sub>浓度高值区主要聚集地,该区域空间分布范围广,连续性较为显著。城市的快速发展、人口的密集分布、以煤炭为主的能源消费结构、气候、地形等诸多因素造成PM<sub>2.5</sub>的高浓度分布;②第四季度PM<sub>2.5</sub>浓度表现出明显的季节适应性演化特征。最大值出现在第四季度( $165 \mu\text{g}/\text{m}^3$ ),其中华北、华中和四川省境内最为严重。最小值出现在第二季度( $4.3 \mu\text{g}/\text{m}^3$ )。春季东部PM<sub>2.5</sub>浓度高于西部地区。秋季京津冀地区PM<sub>2.5</sub>浓度最高;③本文利用GWR模型,从多因子的角度综合模拟PM<sub>2.5</sub>的空间分布。结果显示,其模拟精度较高,相对误差合理,4个季度的相对误差分别为10.2%、7.0%、9.3%和8.6%。

高浓度的PM<sub>2.5</sub>污染物会对人类的健康状况造成威胁,因此,在了解和掌握PM<sub>2.5</sub>的空间分布特征及演变规律的基础上提出有效的解决措施是十分必要的。与比例因子方法和基于物理机理的半经验公式法相比,统计模型法的优点是模型精度要高很多,也是目前国际上研究应用最广的一种方法<sup>[18]</sup>。基于地理加权回归模型和验证结果,可以得出采用GWR模型来估算全国PM<sub>2.5</sub>的空间分布是适用的,这与以往学者研究的结果是相符的<sup>[26]</sup>。然而,类似研究中或忽略了气象因素对PM<sub>2.5</sub>空间分





(审图号:GS(2016)2885)

图5 2015年各个季度PM<sub>2.5</sub>空间分布Fig.5 Spatial distribution of PM<sub>2.5</sub> in each quarter in 2015

布的影响或没有从多因素的角度来研究<sup>[27]</sup>。本文基于多解释变量构建的GWR模型模拟的PM<sub>2.5</sub>浓度的估算结果相对较高,4个季度相关系数 $R$ 在0.728~0.762之间,相对误差控制在10.2%以内。与类似的针对PM<sub>2.5</sub>浓度的估算结果相比较,本文模拟精度在可控范围内,是相对合理的,如董佳丹等<sup>[28]</sup>基于MODIS数据对湖北省PM<sub>2.5</sub>利用3种模型监测对比时,利用GWR模型估算的模型验证结果 $R^2$ 为0.562;Hajiloo等<sup>[29]</sup>以德黑兰为例,基于遥感数据和GWR模型分析PM<sub>2.5</sub>浓度时,其冬季、夏季模型验证结果 $R^2$ 仅为0.43、0.40。因此,本文以相对湿度、风速、降水、气压、PBLH为解释变量从多因素角度建立GWR模型,以“点数据”来模拟全国范围“面数据”,模型模拟效果较好,是一次新的尝试。但尚存在一定的不足,未来相关工作中尚待进一步研究:①GWR模型对数据有较高的要求,如站点少的西部地区,受其他站点值的影响,模型的稳健性

会受到一定的影响,模拟值与实测值之间的精度会受到些许干扰<sup>[30]</sup>;②气象站点分布不均(西北地区站点个数远少于东部地区)会对气象参数的插值结果产生影响。如果气象站点数目足够多且分布均匀,本文在估算PM<sub>2.5</sub>污染物的浓度值时模拟误差将会更小。此外,部分气象站点的数据不完整,如有些站点只提供某一个月值,或有站点的数据是未监测到的,这都会对模拟精度造成一定的影响;③受数据获取的限制,本文采用的PM<sub>2.5</sub>监测站点数据、AOD卫星遥感影像及气象数据未能在同一时间截面,这也是影响PM<sub>2.5</sub>模拟精度的一个方面;④MODIS数据空间分辨率较低,不能满足中观和微观尺度的研究,因此,尝试基于较高空间分辨率的数据进一步对PM<sub>2.5</sub>进行高精度的拟合估算是未来研究的重要方向之一。此外,本文只对一年的截面数据进行了模拟,而长时间序列的研究对于分析和发现PM<sub>2.5</sub>的时空演化特征与规律是必不可少

的,因此,对于实现连续时间序列PM2.5浓度监测和分析将是未来研究工作的重点目标。

细小颗粒物污染物对人体造成的影响比沙尘天气还要严重,它经过肺泡通过血液循环分布在身体的每一个角落,从而影响人类健康,因此,PM2.5污染物的防治是一项任重而道远的大工程<sup>[31-32]</sup>。PM2.5模拟的时空格局与季节演化趋势表现出明显的空间异质性,提示我们需要因地制宜实施差别化的减排措施<sup>[33]</sup>。如在京津冀地区、长三角地区等经济发达,人口密集地区,应适当调整经济产业结构、加强工业废气排放和汽车尾气监管;西北地区春季多盛行扬沙、沙尘天气,如新疆应增加植被覆盖,增设更多的监测站点,以加强对污染物的监控工作。

**致谢:**中国环境监测总站、National Aeronautics and Space Administration及中国气象数据网分别提供了PM2.5监测站点数据、MODIS AOD卫星遥感数据及气象数据,特此感谢!

#### 参考文献(References):

- [1] Song Ting, Liu Junzhi, Hu Tingting, *et al.* Application of Atmospheric Particles Monitoring based on MODIS Aerosol Optical Thickness Products and Laser Radar[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2016, 31(2):397-404.[宋挺, 刘军志, 胡婷婷, 等. MODIS气溶胶光学厚度产品和激光雷达数据在大气颗粒物监测中的应用[J]. 遥感技术与应用, 2016, 31(2):397-404.]
- [2] Matus K, Nam K M, Selin N E, *et al.* Health Damages from Air Pollution in China[J]. Global Environmental Change, 2012, 22(1):55-66.
- [3] Crane K, Mao Z M. Costs of Selected Policies to Address Air Pollution in China[M]. Santa Monica, CA: RAND Corporation, 2015.
- [4] Heck T, Hirschberg S. China: Economic Impacts of Air Pollution in the Country[J]. Encyclopedia of Environmental Health, 2011: 625-640. doi: 10.1016/B978-0-444-52272-6.00415-3.
- [5] He Aihong, Xin Zhao, Liu Shu, *et al.* Spatial and Temporal Distribution of PM2.5 in Pingxiang City[J]. Journal of Pingxiang University, 2018, 35(6):49-52.[何爱红, 辛朝, 刘澍, 等. 萍乡市大气污染PM2.5时空分布规律[J]. 萍乡学院学报, 2018, 35(6):49-52.]
- [6] Nuno R M, Guilherme C D G. Impact of PM2.5 in Indoor Urban Environments: A Review[J]. Sustainable Cities and Society, 2018, 42:259-275. doi:10.1016/j.scs.2018.07.011.
- [7] Du Zhenhong, Wu Sensen, Wang Zhongyi, *et al.* Estimating Ground-level PM2.5 Concentrations Across China Using Geographically Neural Network Weighted Regression[J]. Journal of Geo-information Science, 2020, 22(1):122-135.[杜震洪, 吴森森, 王中一, 等. 基于地理神经网络加权回归的中国PM2.5浓度空间分布估算方法[J]. 地球信息科学学报, 2020, 22(1):122-135.]
- [8] Yang Kun, Yang Yulian, Zhu Yanhui, *et al.* Social and Economic Drivers of PM2.5 and Their Spatial Relationship in China[J]. Geographical Research, 2016, 35(6):1051-1060.[杨昆, 杨玉莲, 朱彦辉, 等. 中国PM2.5污染与社会经济的空间关系及成因[J]. 地理研究, 2016, 35(6):1051-1060.]
- [9] Teng Enjiang, Hu Wei, Wu Guoping, *et al.* The Composing Characteristics of Elements in Coarse and Fine Particle in Air of the Four Cities in China[J]. China Environment Science, 1999, 19(3):238-242.[滕恩江, 胡伟, 吴国平, 等. 中国四城市空气中粗细颗粒物元素组成特征[J]. 中国环境科学, 1999, 19(3):238-242.]
- [10] Liang F C, Xiao Q Y, Wang Y J, *et al.* MAIAC-based Long-term Spatiotemporal Trends of PM2.5 in Beijing, China[J]. Science of the Total Environment, 2017, 616-617:1589-1598.
- [11] Wang Zhenbo, Fang Chuanglin, Xu Guang, *et al.* Spatial-temporal Characteristics of the PM2.5 in China in 2014[J]. Acta Geographica Sinica, 2015, 70(11):1720-1734.[王振波, 方创琳, 许光, 等. 2014年中国城市PM2.5浓度的时空变化规律[J]. 地理学报, 2015, 70(11):1720-1734.]
- [12] Xu Jianhui, Jiang Hong. Estimation of PM2.5 Concentration over the Yangtze Delta Using Remote Sensing: Analysis of Spatial and Temporal Variations[J]. Environmental Science, 2015, 36(9):3119-3127.[徐建辉, 江洪. 长江三角洲PM2.5质量浓度遥感估算与时空分布特征[J]. 环境科学, 2015, 36(9):3119-3127.]
- [13] Chelani A B. Estimating PM2.5 Concentration from Satellite Derived Aerosol Optical Depth and Meteorological Variables Using A Combination Model[J]. Atmospheric Pollution Research, 2019, 10(3):847-857.
- [14] Kang Hongxia, Na Xiaodong, Zang Shuying. Advance in Ground-level PM2.5 Prediction Using Remote Sensing Data (AOD)[J]. Environment Science and Management, 2016, 41(2):30-34.[亢红霞, 那晓东, 臧淑英. 基于卫星遥感数据(AOD)估算PM2.5的研究进展[J]. 环境科学与管理, 2016, 41(2):30-34.]
- [15] Chen Meijuan, Liu Jing, Liu Limin, *et al.* Inversion of PM2.5 with MODIS Data in Shenyang[J]. Environmental Science & Technology, 2016, 39(12):87-93.[陈美娟, 刘静, 刘利民, 等. 基于MODIS数据的沈阳市PM2.5反演研究[J]. 环境科学与技术, 2016, 39(12):87-93.]
- [16] Xia Zhiye, Liu Zhihong, Wang Yongqian, *et al.* Research on Ground-Level PM2.5 Mass Concentration Retrieval based on



- MODIS Aerosol Optical Thickness[J]. Plateau Meteorology, 2015, 34(6):1765-1771.[夏志业, 刘志红, 王永前, 等. MODIS 气溶胶光学厚度的PM2.5质量浓度遥感反演研究[J]. 高原气象, 2015, 34(6):1765-1771.]
- [17] Remer L A, Kaufman Y J, Tanré D, *et al.* The MODIS Aerosol Algorithm, Products, and Validation[J]. Journal of the Atmospheric Sciences, 2005, 62(4):947-973.
- [18] Yuan Xingming, Xing Lipeng, Jin Hebo, *et al.* Estimation of PM2.5 over Shandong from MODIS AOD[J]. Geomatics & Spatial Information Technology, 2018, 41(11):88-90, 93. [袁兴明, 邢立鹏, 靳合波, 等. 基于MODIS AOD的山东地区PM2.5反演[J]. 测绘与空间地理信息, 2018, 41(11):88-90, 93.]
- [19] Ma Z W, Hu X F, Huang L, *et al.* Estimating Ground-level PM2.5 in China Using Satellite Remote Sensing[J]. Environmental Science & Technology, 2014, 48(13):7436-7444.
- [20] Guo Jianping, Wu Yerong, Zhang Xiaoye, *et al.* Estimation of PM2.5 over Eastern China from MODIS Aerosol Optical Depth Using the Back Propagation Neural Network[J]. Environmental Science, 2013, 34(3):817-825.[郭建平, 吴业荣, 张小曳, 等. BP网络框架下MODIS气溶胶光学厚度产品估算中国东部PM2.5[J]. 环境科学, 2013, 34(3):817-825.]
- [21] Liu Guangmeng, Wang Yunjia, Zhang Hairong, *et al.* Comparative Study of Several Interpolation Methods on Spatial Analysis[J]. Geomatics World, 2011, 9(3):41-45.[刘光孟, 汪云甲, 张海荣, 等. 空间分析中几种插值方法的比较研究[J]. 地理信息世界, 2011, 9(3):41-45.]
- [22] Zhang Tianqi. Evaluation of the Aerosol Optical Depth Production and Retrieval of the PM2.5 in China Using MODIS Images[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University. 2017. [张天祺. 基于MODIS影像的中国地区气溶胶产品验证与PM2.5反演[D]. 成都: 西南交通大学, 2017.]
- [23] Wang Zebin, Zou Bin, Qiu Yonghong, *et al.* Geographical Characterization of Relationship between Aerosol Optical Depth and PM2.5 in China[J]. Remote Sensing Information, 2016, 31(6):26-35.[王泽斌, 邹滨, 邱永红, 等. 中国气溶胶光学厚度与PM2.5时空关联的地理学特征[J]. 遥感信息, 2016, 31(6):26-35.]
- [24] Zhang Lianglin, Pan Jinghu, Lai Jianbo, *et al.* Estimation of PM2.5 Mass Concentrations in Beijing-Tianjin-Hebei Region based on Geographically Weighted Regression and Spatial Downscaling Method [J]. Acta Scientiae Circumstantiae, 2019, 39(3):832-842.[张亮林, 潘竞虎, 赖建波, 等. 基于GWR降尺度的京津冀地区PM2.5质量浓度空间分布估算[J]. 环境科学学报, 2019, 39(3):832-842.]
- [25] Chen Hui, Li Qing, Zhang Yuhuan, *et al.* Estimations of PM2.5 Concentrations based on the Method of Geographically Weighted Regression [J]. Acta Scientiae Circumstantiae, 2016, 36(6):2142-2151.[陈辉, 厉青, 张玉环, 等. 基于地理加权模型的我国冬季PM2.5遥感估算方法研究[J]. 环境科学学报, 2016, 36(6):2142-2151.]
- [26] Duan Jiexiong, Zhai Weixin, Cheng Chengqi, *et al.* Socio-economic Factors Influencing the Spatial Distribution of PM2.5 Concentrations in China: An Exploratory Analysis[J]. Environmental Science, 2018, 39(5):2498-2504.[段杰雄, 翟卫欣, 程承旗, 等. 中国PM2.5污染空间分布的社会经济影响因素分析[J]. 环境科学, 2018, 39(5):2498-2504.]
- [27] Wang J, Christopher S A. Intercomparison between Satellite-derived Aerosol Optical Thickness and PM2.5 Mass: Implications for Air Quality Studies [J]. Geophysical Research Letters, 2003, 30(21):1-14.
- [28] Dong Jiadan, Chen Xiaolin, Sun Kun, *et al.* Comparative Analysis of Three Models for Monitoring PM2.5 in Hubei Province Using MODIS Data [J]. Science of Surveying and Mapping, 2019, 44(10):35-42.[董佳丹, 陈晓玲, 孙昆, 等. 利用MODIS资料监测湖北省PM2.5的3种模型对比[J]. 测绘科学, 2019, 44(10):35-42.]
- [29] Hajiloo F, Hamzeh S, Gheysari M. Impact Assessment of Meteorological and Environmental Parameters on PM2.5 Concentrations Using Remote Sensing Data and GWR Analysis (Case Study of Tehran) [J]. Environmental Science and Pollution Research, 2018, 26:24331-24345.
- [30] Liu Chong, Zhao Tianliang, Xiong Jie, *et al.* A Simulated Climatology of Dust Aerosol Emissions over 1991~2010 and the Influencing Factors of Atmospheric over the Major Deserts in the world [J]. Journal of Desert Research, 2015, 35(4):959-970.[刘冲, 赵天良, 熊洁, 等. 1991~2010年全球沙尘气溶胶排放量气候特征及其大气环流影响因子[J]. 中国沙漠, 2015, 35(4):959-970.]
- [31] Chen G B, Li S S, Knibbs L D, *et al.* A Machine Learning Method to Estimate PM2.5, Concentrations Across China with Remote Sensing, Meteorological and Land Use Information [J]. Science of The Total Environment, 2018, 636:52-60.
- [32] Fan Jiao, Guo Baofeng, He Hongchang. Retrieval of Aerosol Optical Thickness with MODIS Data over Hangzhou [J]. Acta Optica Sinica, 2015, 35(1):1-9.[范娇, 郭宝峰, 何宏昌. 基于MODIS数据的杭州地区气溶胶光学厚度反演[J]. 光学学报, 2015, 35(1):1-9.]
- [33] Yang Wentao, Huang Huikun, Wei Dongsheng, *et al.* Spatio-temporal Variation of PM2.5 Related Relationships in China from the Perspective of Air Pollution Regional Linkage Control and Prevention [J]. Environmental Science, 2020, 41(5):2066-2074.[杨文涛, 黄慧坤, 魏东升, 等. 大气污染联合治理分区视角下的中国PM2.5关联关系时空变异特征分析[J]. 环境科学, 2020, 41(5):2066-2074.]

## Estimation and Spatial-temporal Distribution Characteristics of PM<sub>2.5</sub> Concentration by Remote Sensing in China in 2015

Wei Shimei, Pan Jinghu, Tuo Wenliang

(College of Geography and Environmental Sciences, Northwest Normal University, Lanzhou 730070, China)

**Abstract:** Air pollution characterized by PM<sub>2.5</sub> pollutants poses severe challenges to the sustainable development of society and human health. Therefore, it is of great significance to clarify the spatial-temporal distribution and evolution of PM<sub>2.5</sub> pollutants in China for regional joint prevention and control of PM<sub>2.5</sub> pollutants. Based on the MODIS satellite aerosol products, meteorological basic data and PM<sub>2.5</sub> pollutant monitoring site monitoring data, a geographically weighted regression model was established to simulate and estimate PM<sub>2.5</sub> pollutant concentration in China in 2015 on the basis of aerosol and meteorological data pre-processing. In addition, the spatial distribution pattern, the seasonal evolution characteristics of PM<sub>2.5</sub> pollutant concentration were analyzed. The results showed that: (1) the PM<sub>2.5</sub> concentration values in China in 2015 as a whole showed obvious spatial zonal differentiation characteristics. The concentration of pollutants in the north is significantly higher than that in the south, and the areas with high PM<sub>2.5</sub> concentrations are mainly concentrated in the Beijing-Tianjin-Hebei region, the Jianghuai plain, the Sichuan basin, and the Takaramalkan desert. The area has a wide spatial distribution and significant continuity; (2) The PM<sub>2.5</sub> concentration in the fourth quarter showed obvious seasonal adaptive evolution characteristics. The PM<sub>2.5</sub> concentration changed significantly in the season. PM<sub>2.5</sub> pollution was the heaviest in the fourth quarter, followed by the first quarter of the third quarter and the lowest in the second quarter. The maximum occurred in the fourth quarter ( $165 \mu\text{g}/\text{m}^3$ ). The minimum appeared in the second quarter ( $4.3 \mu\text{g}/\text{m}^3$ ). Seasonal changes in PM<sub>2.5</sub> concentrations were influenced by meteorological factors and human social activities; and (3) The accuracy of the inversion of PM<sub>2.5</sub> concentration by a multi-factorial, geographically weighted regression model was higher, with relative errors in the four quarters being 10.2%, 7.0%, 9.3%, and 8.6%, respectively.

**Key words:** PM<sub>2.5</sub>; MODIS; Remote sensing estimation; Spatio-temporal distribution; China