

# A National Satellite-Based Land Use Regression for PM2.5 Pollution in China

Fanyuan Deng<sup>1</sup>, Jin Li<sup>2\*</sup>

<sup>1</sup>State Key Joint Laboratory of ESPC, School of Environment, Tsinghua University, Beijing

<sup>2</sup>School of Environment, Tsinghua University, Beijing

Email: \*j-l15@mails.tsinghua.edu.cn

Received: Jan. 31<sup>st</sup>, 2018; accepted: Mar. 6<sup>th</sup>, 2018; published: Mar. 13<sup>th</sup>, 2018

---

## Abstract

The air pollution such as PM2.5 has been one of the most important environmental factors that cause the global disease burden. The simulation of the spatiotemporal distribution of PM2.5 concentration is the basis for its health risk analysis. Land Use regression (LUR) is an effective means to simulate the spatiotemporal distribution of PM2.5, but it was limited at inner urban scale. In recent years, some researchers have successfully constructed the national LUR model with the satellite remote sensing data. In China, however, there have been no relevant reports. In this study, the spatiotemporal distribution of Chinese PM2.5 concentration in 2013-2015 were simulated based on the satellite-based LUR model: R<sup>2</sup> of LUR model with and without remote sensing are 0.7 and 0.55; the meteorological variables play an important role in this model; PM2.5 decreases year by year and introduction of year factor achieved good results; the PM2.5 concentration distribution in China is drawn, providing the basis for the subsequent effects of exposure to PM2.5 in China.

## Keywords

M2.5, LUR, Satellite Remote Sensing

---

# 基于LUR-卫星数据耦合模型的中国PM2.5浓度时空分布研究

邓梵渊<sup>1</sup>, 李晋<sup>2\*</sup>

<sup>1</sup>清华大学环境学院, 模拟与污染控制国家重点联合实验室, 北京

<sup>2</sup>清华大学环境学院, 北京

Email: \*j-l15@mails.tsinghua.edu.cn

---

\*通讯作者。

收稿日期：2018年1月31日；录用日期：2018年3月6日；发布日期：2018年3月13日

## 摘要

以PM2.5为代表的大气污染已经成为造成全球疾病负担最重要的环境因素之一，PM2.5浓度的时空分布模拟是其健康风险效应分析的基础。土地利用回归法(Land Use regression, LUR)是模拟PM2.5时空分布的一种有效手段，但一直局限于城市小尺度的研究。近年来，部分研究者结合卫星遥感数据，利用LUR方法成功构建出国家尺度的模型，但在中国相关研究并无报道。本文基于LUR方法，对2013~2015年中国的PM2.5浓度的时空分布进行模拟：加入遥感数据和不加入遥感数据模型的R<sup>2</sup>分别是0.7和0.55；模型中气象变量居多，在影响PM2.5分布中产生重要影响；不同年份之间差异较大，通过引入时间因子获得不同年份之间的纵向比较；绘制出全国的PM2.5浓度分布图，为后续中国的PM2.5健康效应分析提供污染物暴露依据。

## 关键词

PM2.5，土地利用回归模型，遥感卫星数据

## 1. 引言

PM2.5是指悬浮在空气中粒径小于等于2.5 μm的细小颗粒物。目前，以PM2.5为代表的大气污染已经成为造成全球疾病负担最重要的环境因素之一[1]。环境中PM2.5的暴露对人群造成的健康风险研究成为流行病学的一大热点研究问题。其中，PM2.5浓度的时空分布模拟是其健康风险效应分析的基础[2]。PM2.5的空间分布方法有基于监测站点的最近距离法，遥感卫星数据反演法，空气质量模型法和土地利用回归法(Land use regression, LUR)等，但都存在一些不足之处导致在模拟过程中存在一些不可避免的偏差和限制[3] [4] [5]。

1997年，Briggs等人在小区域空气质量与健康效应(SAVIAH)的研究中首次提出基于回归算法的LUR模型，并之后广泛应用于城市内部的大气污染物分布模拟[6]。近年来，部分研究结合卫星遥感数据，利用LUR方法成功模拟出国家乃至全球Andrew等人成功用LUR模型模拟出全球尺度的NOx分布[7]。尺度的污染物时空分布，例如Matthew等人总结了21个大区域尺度的LUR模型应用[8]；模拟出欧洲，美国，加拿大，澳大利亚等地的大气污染物分布。Luke等人开展独立采样实验证明了国家尺度的LUR模型的有效性[9]。

尽管许多研究表明大气污染物在城市内部之间的差异比城市之间的差异更加显著[10]，这也是LUR方法主要应用于小范围模拟的重要原因[6]，但这一特点并不适用于具有高背景浓度的中国地区。中国是世界上人口最多的国家，在过去几十年的经济飞速增长中，造成了如雾霾等许多环境问题。[11]Geng等人计算得到中国的人口加权PM2.5浓度为71 μg/m<sup>3</sup> [12]，远超过WHO的第一阶段目标35 μg/m<sup>3</sup>。部分经济集中区，如京津冀长三角等地，形成了较为集中的污染区，这一特点使得中国地区之间的差异相对城市内部间的差异更加显著。许多国家的背景浓度较低，造成了城市内部之间的浓度变化显著。并且PM2.5是二次污染物[13]，与NOx不同，其空间分布会在更大空间尺度上受到影响，在大范围研究中则更能体现出空间变化。在这种情况下，利用LUR方法对全国的PM2.5浓度分布则更加适合，而相关研究未见报道。

因此，本文基于遥感卫星的反演数据和LUR方法的耦合模型，对2013~2015年中国的PM2.5浓度的时空分布进行模拟，为后续中国的PM2.5健康效应分析提供污染物暴露依据。

## 2. 数据和方法

### 2.1. PM2.5 监测数据

本研究的PM2.5监测数据来源于环保部环境监测总站空气质量实时发布系统,时间范围为2013年1月到2015年12月,仅保留缺失数据量低于25%的站点,并计算各个站点的年均浓度。表1显示了最终进入模型的PM2.5监测浓度的样本数据。我国的空气质量监测网从2013年开始建立,2013年和2015年有效样本量为477个和928个,可见在3年时间中,监测站点数量得到了飞快的增长。同时,PM2.5的平均值从2013年的 $72.917 \mu\text{g}/\text{m}^3$ 下降到2015年的 $52.754 \mu\text{g}/\text{m}^3$ ,可见随着国家对于空气污染问题的治理力度逐渐增大,PM2.5年均浓度呈现较为显著的下降趋势。在后续的研究过程中考虑到所选年份之间的差异,通过引入时间因子作为LUR模型的输入变量,即2013年为-1,2014年为0,2015年为1。

### 2.2. 预测变量

本研究所用地理要素变量可以分为地理位置、排放清单、遥感卫星数据、道路、社会经济指标、土地利用和气象条件,其中道路和土地利用数据利用各个站点的不同大小的缓冲区提取。根据之前的相关研究,选择的缓冲区半径有100 m,200 m,300 m,400 m,500 m,600 m,700 m,800 m,1000 m,1200 m,1500 m,1800 m,2000 m,2500 m,3000 m,3500 m,4000 m,5000 m,6000 m,7000 m,8000 m和10000 m这22个缓冲区。

地理位置数据包括各个监测站点的经纬度和海拔。排放清单数据来源于中国多尺度排放清单模型MEIC (<http://www.meicmodel.org/>),因为其最高分辨率为0.25度(~25 km),远远大于缓冲区半径,因此对于排放清单数据使用所在位置点提取污染物排放量。遥感卫星数据反演模拟来自Donkelaar等人的全球PM2.5数据库的研究成果[14],根据以前的研究,本文所采用的较为粗糙的 $0.1^\circ \times 0.1^\circ$ 并且没有经过地面校正的数据,避免站点数据的重复计算[15]。全国道路网来自于;相关社会经济数据来源于中国科学院资源环境科学数据中心(<http://www.resdc.cn/>),其中全国GDP/人口密度空间分布公里网格数据是在全国分县GDP/人口统计数据的基础上,考虑GDP/人口-自然要素的地理分异规律,通过空间插值生成的1 km\*1 km栅格数据;夜间灯光数据通过DMSP极轨卫星项目,通过线性扫描业务系统(OLS)得到,其广泛用于社会经济因子和其他环境能源领域。土地利用数据来源于2015年中国1:10万比例尺土地利用现状遥感监测数据库数据集,基于landsat 8遥感影像,通过人工目视解译生成。本研究选用耕地、林地、草地、水域、居民地,未利用6个一级类型在各个缓冲区内的类型面积的百分比作为模型的输入。气象数据来源于中国气象网发布的实时气象数据(<http://data.cma.cn/>),提取气象站点的温度、降雨量、风速、相对湿度、日照等数据,仅保留缺失数据量低于25%的站点,最终保留839个站点数据,考虑到气象因素随空间变化的条件较为连续,并且气象站点和空气质量监测站点并不重合,因此本研究通过克里金插值的方法得到全国的气象条件分布图,再通过空气质量监测站点位置进行提取相关气象条件。由于使用不同半径的缓冲区进行处理,最终得到的预测变量有213个。预测变量的具体情况如表2所示。

**Table 1.** Summary statistics of PM2.5 sample data

**表 1. PM2.5 样本数据汇总统计**

年份	样本量(n)	平均值 ( $\mu\text{g}/\text{m}^3$ )	最小值 ( $\mu\text{g}/\text{m}^3$ )	25 <sup>th</sup> 点 ( $\mu\text{g}/\text{m}^3$ )	中位点 ( $\mu\text{g}/\text{m}^3$ )	75 <sup>th</sup> 点 ( $\mu\text{g}/\text{m}^3$ )	最大值 ( $\mu\text{g}/\text{m}^3$ )	标准差 ( $\mu\text{g}/\text{m}^3$ )
2013	477	72.917	16.244	53.264	72.025	87.404	165.649	26.108
2014	928	60.577	17.062	45.888	60.771	72.961	128.857	19.913
2015	1457	52.754	10.227	39.341	52.621	63.008	134.830	18.558
合计	2862	58.625	10.227	43.145	56.815	71.464	165.649	21.692

**Table 2.** Predictive variable information  
**表 2. 预测变量信息统计**

变量	类型	单位	分辨率	数据年份	缓冲区/点数据
<b>地理位置</b>	经度	°			
	纬度	°			点
	海拔	m			
<b>排放清单</b>		100 t/网格	0.25°	2012	点
<b>遥感卫星数据</b>		μg/m <sup>3</sup>	0.1°	2013~2015	点
<b>道路</b>	主路				
	辅路	m		2011	缓冲区
<b>社会经济指标</b>	全部道路				
	人口密度	人/km <sup>2</sup>		2010	
	GDP	元/km <sup>2</sup>	1 km	2010	点
	夜间灯光灰度			2013	
<b>土地利用</b>	耕地				
	林地				
	草地				
	水域	%	30 m	2015	缓冲区
城乡、工矿、居民用地					
未利用土地					
<b>气象条件</b>	温度	°C			
	降雨量	mm/天			
	风速	m/s			
	相对湿度	%		2013~2016	点
	日照	h			
	气压	Pa			

### 2.3. 模型的建立与检验

Knibbs 和 Andrew 等人[7] [16]在研究大尺度 LUR 模型中采用了 Lasso 和逐步多元回归结合的方法。Lasso 法首次由 Tibshirani Robert 在 1996 年提出[17]，通过构造惩罚函数，使得它一些系数得到压缩，是一种处理具有复共线性数据的有偏估计方法。由于本研究中 LUR 模型的预测变量达到 213 个，并且由于大量缓冲区的存在变量之间存在着较强的共线性，因此采用这种有偏估计可以达到很好选择变量的效果。逐步多元回归是 LUR 模型的经典算法[18]，根据相应方式和准则确定最后的模型的变量和参数。另外，由于卫星遥感数据在大尺度 LUR 模拟中发挥着越来越大的作用，本研究分别探究存在遥感信息和不加入遥感数据两类模型。

其具体步骤如下：首先，因为 lasso 法不适用处理纵向数据，因此分别对 3 年的数据 lasso 法的变量筛选，在任意一年中得到保留的变量则进入下一步。接着用逐步多元回归法进行模型的建立：模型 1 强制加入卫星数据，模型 2 不加卫星数据；显著性水平为 5%；加入先验条件(例如部分变量需要符合确定的正负效应关系，PM2.5 的值最低为 0 等)；当一个变量能够通过显著性 t 检验，并且能够增加模型的调整 R<sup>2</sup> 在 1% 以上，才能够得到保留。

模型的表现和检验采用十折交叉验证法, 将数据分成 10 份, 其中 1 份作为测试数据, 另外 9 份作为训练数据, 重复多次建立模型, 从而得到模型的  $R^2$ , 调整  $R^2$ , 绝对偏差和百分比偏差。

在完成模型的建立后, 对全国区域建立  $5 \text{ km} \times 5 \text{ km}$  网格, 并以每个网格的中心点为准, 提取其相关地理信息变量, 输入模型中计算该点的 PM2.5 浓度预测值。最后将该点的值赋予整个网格, 完成全国连续三年的 PM2.5 浓度分布图。

### 3. 结果与讨论

#### 3.1. 模型的建立

本研究分别对带有卫星遥感数据和不具有卫星遥感数据两种情况进行模型的构建, 最后模型的参数全部通过显著性检验, 并且方差膨胀因子均小于 5。最终两类模型的参数和表现可参见表 3。

比较两类模型可知, 模型 1 的拟合度  $R^2$  为 0.7, 模型 2 的拟合度  $R^2$  为 0.53, 有较为明显的提升, 从而证明了卫星遥感数据在模拟大范围 PM2.5 时空分布的重要意义。Beckerman 等人也完成过对于非卫星遥感数据和有遥感数据模型的比较, 其中的  $\text{normR}^2$  分别是 0.09 和 0.54, 差异更加明显。因此可以看到尽管卫星遥感数据发挥了非常重要的作用, 但是模型对于遥感卫星数据的依赖度并不是特别高, 从而能够更好地发挥出各种地理要素和 LUR 方法的优势。

两类模型的形式也有一些相似之处和不同之处。同时进入两类模型的参数有城乡工矿面积占比, 降水和年份。可见这三类地理信息要素在 LUR 模型构建的重要性。并且三个参数在两类模型中的正负作用是相同的。值得注意的有: 年份作为时间因子加入模型中, 很好地反映出 3 年中 PM2.5 浓度较为明显的下降趋势, 在模型中产生了较为明显的影响; 模型 1 中存在 5 个气象变量; 模型 2 中存在 2 个气象变量, 除了气温外的气象变量均有体现, 说明在大尺度的 PM2.5 年均分布中与各地的气象条件存在着较为密切的关系。不过在两类模型中, 道路因素、社会经济等变量均没有出现, 一方面可能是由于在大尺度区域

**Table 3.** Summary statistics of PM2.5 sample data

**表 3.** PM2.5 样本数据汇总统计

	变量	系数	估计偏差	p 值	<sup>1</sup> 减少 $R^2$	膨胀因子
<b>模型 1-有卫星数据</b> adjust $R^2 = 0.70$ , 绝对偏差 $9.15 \mu\text{g}/\text{m}^3$ 绝对偏差百分比 15.6%	截距	40.24	4.16	<0.001		
	卫星反演数据	0.50	0.01	<0.001	14.9	1.88
	风速	-13.24	0.62	<0.001	5.2	1.32
	年份	-5.63	0.31	<0.001	3.9	1.07
	降雨	-3.52	0.25	<0.001	2.5	3.17
	6000 m 城乡工矿	12.90	1.08	<0.001	1.9	1.28
	气压	0.59	0.05	<0.001	1.8	2.17
	相对湿度	-46.64	4.32	<0.001	1.6	3.78
<b>模型 2-非卫星数据</b> adjust $R^2 = 0.53$ 绝对偏差 $11.77 \mu\text{g}/\text{m}^3$ 绝对偏差百分比 20.0%	截距	79.979	2.657	<0.001		
	7000 m 城乡工矿	40.563	1.348	<0.001	15.5	1.12
	降雨量	-6.497	0.266	<0.001	10.2	2.278
	10,000 m 耕地	34.352	1.62	<0.001	7.7	1.223
	年份	-8.256	0.395	<0.001	7.5	1.088
	日照时间	-5.377	0.305	<0.001	5.3	2.19

<sup>1</sup>减少  $R^2$  代表排除出这一变量后模型的  $R^2$  降低的值。

中 PM2.5 的分布可能受到具体道路等指标影响较小, 另一方面也是由于地理信息数据的可获取度以及精度所致。

后续将选择模型 1 作为本研究的 PM2.5 空间分布模型。模型 1 共有 7 个变量, 上述已经提到, 其中气象条件变量占据 5 个。其中除了气压是正效应外, 其他变量如风速、降雨、气压和相对湿度等均是负效应。其中卫星反演数据的减少  $R^2$  最大, 可见其在模型中发挥着非常重要的作用。而 6000 米缓冲区内的城乡工矿占比也加入到模型, 并对 PM2.5 具有正效应。

### 3.2. 模型的检验

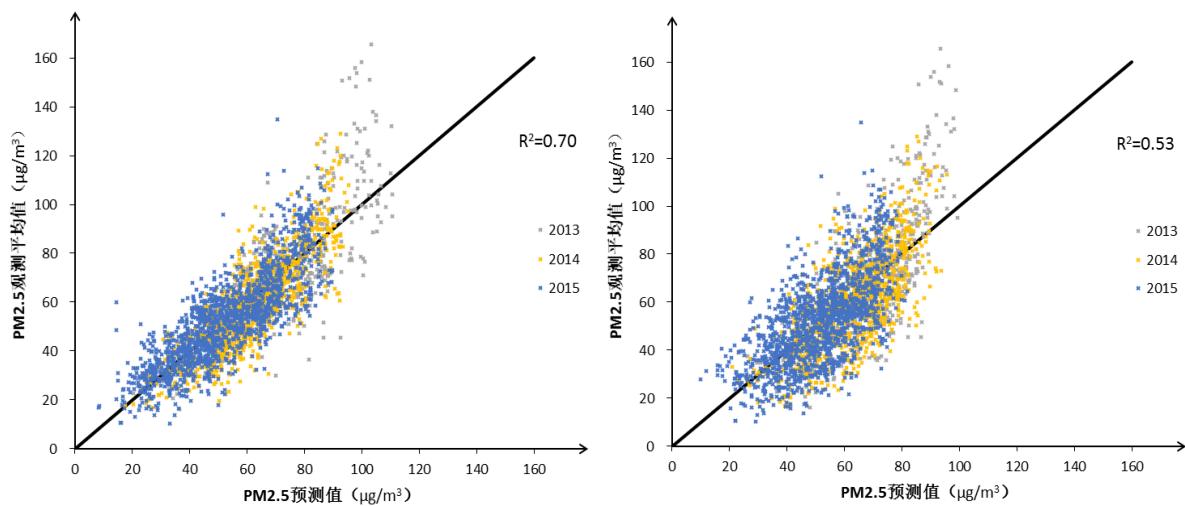
图 1(a)和图 1(b)表示了通过十折交叉验证得到的 PM2.5 的预测值和实际值的结果。

可见图中的所有点均较为集中地分布在  $Y=X$  的两侧, 说明模型的可靠度。对模型 1 和模型 2 进行比较, 模型 1 相对于模型 2 的点更加集中在直线的两侧, 因此其具有更好的可靠度。如果对于不同年份来讲, 2014 年和 2015 年表现较好, 但大部分离群点主要是 2013 年, 并且这些离群点大部分是观测值大于预测值, 即存在低估。这一现象可能有如下几点原因造成: 进入模型的 2013 年监测点位较少, 因此在训练模型中可能对于拟合该年的部分相对较弱; 另一原因是 2013 年整体 PM2.5 浓度偏高, 并且存在一些较为极端的高点, 由于这一特点反映在全样本中占据很少的一部分, 因此无法在模型中得到体现。

### 3.3. 模型的应用

利用上述模型 1 在全国区域建立网格, 从而绘制出连续三年的 PM2.5 分布图。如图 2、图 3、图 4。通过纵向比较, 随着时间推移, PM2.5 的最大浓度值也在逐年降低。但是 PM2.5 的空间分布随年份的变化并不显著。可见 PM2.5 的空间分布规律基本类似。

PM2.5 的浓度分布从  $10 \mu\text{g}/\text{m}^3$  左右到  $120 \mu\text{g}/\text{m}^3$  均有分布, 可见其空间差异度非常明显。从图中可见, 京津冀地区, 长三角地区, 华中城市群和成渝城市群形成 PM2.5 高浓度区域。说明中国 PM2.5 问题与飞速发展的经济有十分密切的关系。在这些工业和人口聚集地中, 排放大量的污染物, 从而造成较为严重的 PM2.5 问题。WHO 对第一阶段达到的 PM2.5 目标为年均  $35 \mu\text{g}/\text{m}^3$ , 而这些地方远远超过了这一标准, 可见中国的 PM2.5 治理还有较远的距离。另外一个 PM2.5 高浓度聚集地处于新疆地区, 这一部分主要是由于大量的沙漠扬尘所致。



**Figure 1.** Cross-validation prediction of LUR with and without remote sensing

**图 1.** 两类模型交叉验证的结果对比(左图模型 1, 右图模型 2)

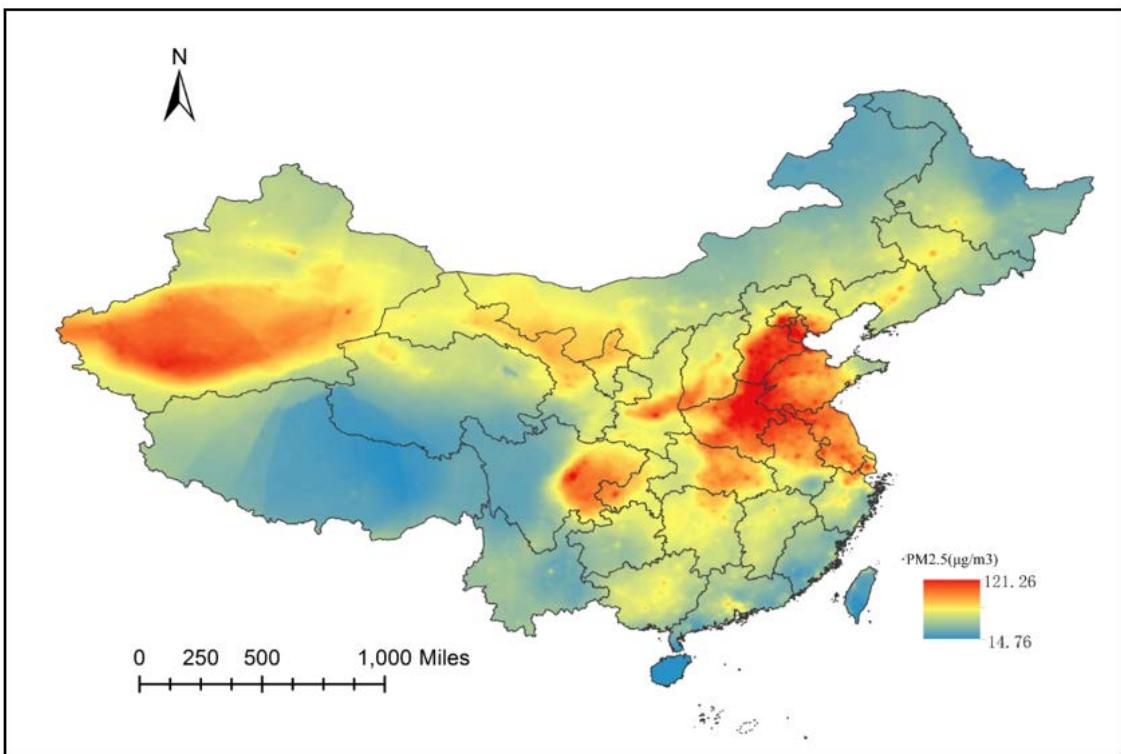


Figure 2. Average PM<sub>2.5</sub> concentration predicted in China in 2013

图 2. 2013 年中国 PM<sub>2.5</sub> 分布预测图

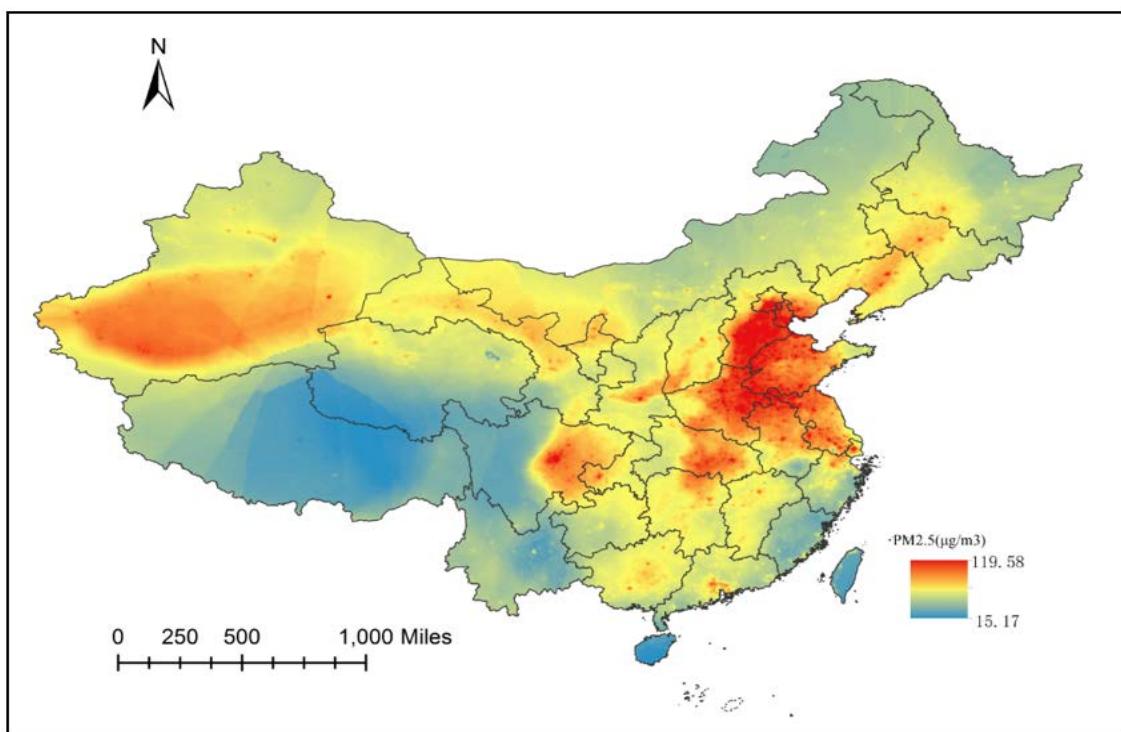
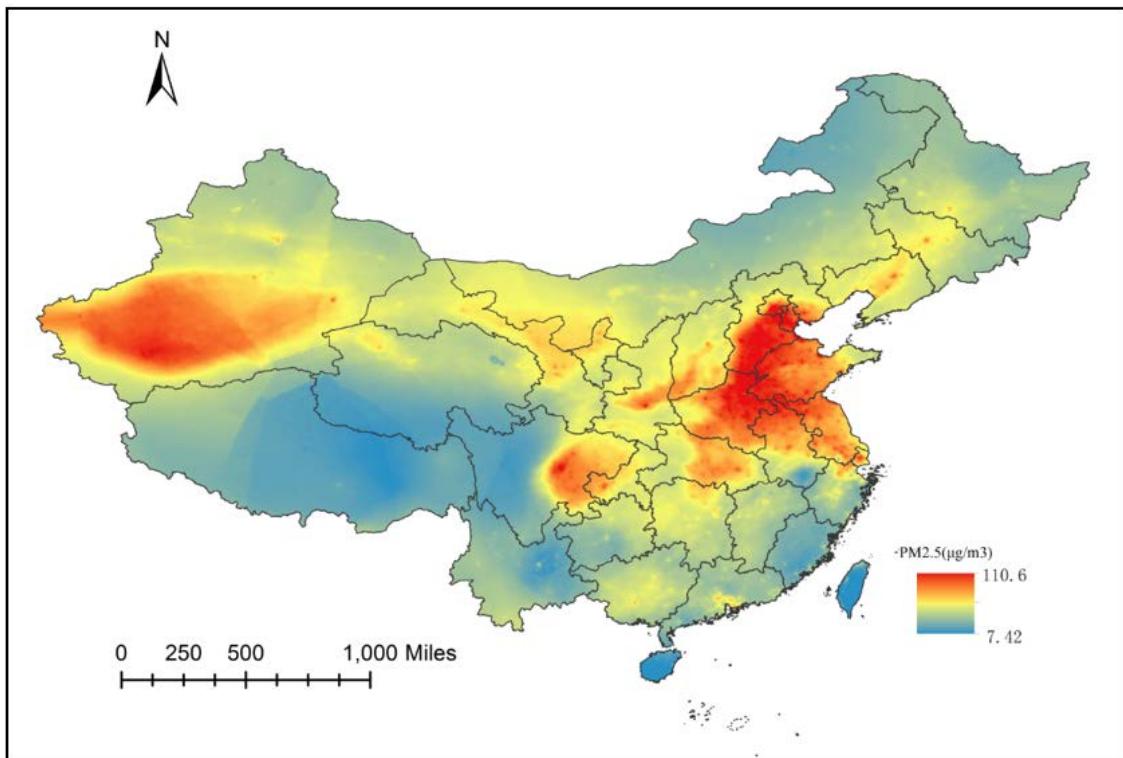


Figure 3. Average PM<sub>2.5</sub> concentration predicted in China in 2014

图 3. 2014 年中国 PM<sub>2.5</sub> 分布预测图



**Figure 4.** Average PM<sub>2.5</sub> concentration predicted in China in 2015  
图 4. 2015 年中国 PM<sub>2.5</sub> 分布预测图

### 3.4. 总结与思考

本研究基于 LUR 方法的框架，引入卫星遥感数据，模拟出中国 2013 年到 2015 年 PM<sub>2.5</sub> 浓度空间分布。模型的变量包括 5 类气象因子及土地利用类型和年份的时间因子，最终模型的 R<sup>2</sup> 为 0.70。绘制出高精度的中国 PM<sub>2.5</sub> 浓度分布图，为后续研究中国 PM<sub>2.5</sub> 健康影响提供污染物暴露依据。

### 参考文献 (References)

- [1] Lim, S., Vos, T. and Bruce, N. (2012) The Burden of Disease and Injury Attributable to 67 Risk Factors and Risk Factor Clusters in 21 Regions 1990-2010: A Systematic Analysis. *Lancet*, **380**, 2224-2260.  
[https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(12\)61766-8](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(12)61766-8)
- [2] Brunekreef, B. and Holgate, S.T. (2002) Air Pollution and Health. *Lancet*, **360**, 1233-1242.  
[https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(02\)11274-8](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(02)11274-8)
- [3] Briggs, D. (2005) The Role of GIS: Coping with Space (and Time) in Air Pollution Exposure Assessment. *Journal of Toxicology and Environmental Health, Part A*, **68**, 1243-1261. <https://doi.org/10.1080/1528739090936094>
- [4] Briggs, D.J., Collins, S., Elliott, P., et al. (1997) Mapping Urban Air Pollution Using GIS: A Regression-Based Approach. *International Journal of Geographical Information Science*, **11**, 699-718.  
<https://doi.org/10.1080/136588197242158>
- [5] Hidy, G.M., Brook, J.R., Chow, J.C., et al. (2009) Remote Sensing of Particulate Pollution from Space: Have We Reached the Promised Land? *Air Repair*, **59**, 642-644.
- [6] Hoek, G., Hoogh, B.K.D., Vienneau, D., et al. (2008) A Review of Land-Use Regression Models to Assess Spatial Variation of Outdoor Air Pollution. *Atmospheric Environment*, **42**, 7561-7578.  
<https://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2008.05.057>
- [7] Larkin, A., Geddes, J.A., Martin, R.V., et al. (2017) Global Land Use Regression Model for Nitrogen Dioxide Air Pollution. *Environmental Science & Technology*, **51**, 6957-6964. <https://doi.org/10.1021/acs.est.7b01148>

- [8] Bechle, M.J., Millet, D.B. and Marshall, J.D. (2015) National Spatiotemporal Exposure Surface for NO<sub>2</sub>: Monthly Scaling of a Satellite-Derived Land-Use Regression, 2000-2010. *Environmental Science & Technology*, **49**, 12297-12305. <https://doi.org/10.1021/acs.est.5b02882>
- [9] Knibbs, L.D., Coorey, C.P., Bechle, M.J., et al. (2016) Independent Validation of National Satellite-Based Land-Use Regression Models for Nitrogen Dioxide Using Passive Samplers. *Environmental Science & Technology*, **50**, 12331-12338. <https://doi.org/10.1021/acs.est.6b03428>
- [10] Miller, K.A., Siscovick, D.S., Sheppard, L., et al. (2007) Long-Term Exposure to Air Pollution and Incidence of Cardiovascular Events in Women. *Digest of the World Core Medical Journals*, **356**, 447. <https://doi.org/10.1056/NEJMoa054409>
- [11] Liu, Y., Wu, J. and Yu, D. (2017) Characterizing Spatiotemporal Patterns of Air Pollution in China: A Multiscale Landscape Approach. *Ecological Indicators*, **76**, 344-356. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2017.01.027>
- [12] Geng, G., Zhang, Q., Martin, R.V., et al. (2015) Estimating Long-Term PM 2.5 Concentrations in China Using Satellite-Based Aerosol Optical Depth and a Chemical Transport Model. *Remote Sensing of Environment*, **166**, 262-270. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2015.05.016>
- [13] Kaiser, J. and Granmar, M. (2005) Mounting Evidence Indicts Fine-Particle Pollution. *Science*, **307**, 1858-1861. <https://doi.org/10.1126/science.307.5717.1858a>
- [14] van Donkelaar, A., Martin, R.V., Brauer, M., Hsu, N.C., Kahn, R.A., Levy, R.C., Lyapustin, A., Sayer, A.M. and Winker, D.M. (2016) Global Estimates of Fine Particulate Matter using a Combined Geophysical-Statistical Method with Information from Satellites, Models, and Monitors. *Environmental Science & Technology*, **50**, 3762-3772. <https://doi.org/10.1021/acs.est.5b05833>
- [15] Yang, X., Zheng, Y., Geng, G., et al. (2017) Development of PM<sub>2.5</sub> and NO<sub>2</sub> Models in a LUR Framework Incorporating Satellite Remote Sensing and Air Quality Model Data in Pearl River Delta Region, China. *Environmental Pollution*, **226**, 143-153. <https://doi.org/10.1016/j.envpol.2017.03.079>
- [16] Knibbs, L.D., Hewson, M.G., Bechle, M.J., et al. (2014) A National Satellite-Based Land-Use Regression Model for Air Pollution Exposure Assessment in Australia. *Environmental Research*, **135**, 204-211. <https://doi.org/10.1016/j.envres.2014.09.011>
- [17] Tibshirani, R. (1996) Regression Shrinkage and Selection via the Lasso. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*, **58**, 267-288.
- [18] Su, J.G., Jerrett, M. and Beckerman, B. (2009) A Distance-Decay Variable Selection Strategy for Land Use Regression Modeling of Ambient Air Pollution Exposures. *Science of The Total Environment*, **407**, 3890-3898. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2009.01.061>

---

Hans 汉斯

## 知网检索的两种方式：

1. 打开知网首页 <http://kns.cnki.net/kns/brief/result.aspx?dbPrefix=WWJD>  
下拉列表框选择：[ISSN]，输入期刊 ISSN: 2164-5485，即可查询
2. 打开知网首页 <http://cnki.net/>  
左侧“国际文献总库”进入，输入文章标题，即可查询

投稿请点击：<http://www.hanspub.org/Submission.aspx>  
期刊邮箱：[aep@hanspub.org](mailto:aep@hanspub.org)