

重庆市 PM_{2.5} 浓度空间分异模拟及影响因子

吴健生^{1,2}, 廖星^{1,2*}, 彭建^{1,2}, 黄秀兰¹

(1. 北京大学深圳研究生院 城市人居环境科学与技术重点实验室 深圳 518055; 2. 北京大学城市与环境学院 地表过程分析与模拟教育部重点实验室 北京 100871)

摘要: 基于 Arcgis 平台 利用土地利用回归模型模拟重庆市 PM_{2.5} 浓度分布 获取了高分辨率结果图. 从重庆市环保局网上获取了 17 个空气质量监测站点的 PM_{2.5} 数据 利用 16 个监测点数据 结合土地利用数据、路网数据、DEM 数据和人口数据建立土地利用回归模型 利用剩余的 1 个监测点数据来对回归映射结果进行检验. 按照模型设置的变量生成方法 对监测点建立多种尺度的缓冲区 提取变量数据 最终生成了 56 个变量. 按照土地利用回归模型的设置 56 个自变量最终有 3 个变量进入 PM_{2.5} 的回归方程 模型的 R² 逐步增大 且最终 R² 为 0.84 模型拟合程度非常好. 回归方程中 与研究区 PM_{2.5} 浓度空间分布相关性最大的因素是空气质量监测站点 500 m 范围内的农用地面积 然后依次是 DEM 和 1 000 m 范围内一级公路总长度 它们与 PM_{2.5} 的皮尔森相关系数依次是: 0.695、-0.599 和 0.394. 回归映射检验结果显示 检验点的误差率为 2.7% 误差可以接受. 回归映射结果显示 PM_{2.5} 浓度以高值分布于主城区 沿一级公路分布趋势明显 与高层紧密相关 模拟结果与实际情况相符.

关键词: PM_{2.5}; 土地利用回归模型; 回归映射; 空间分布; 相关性; GIS

中图分类号: X513 文献标识码: A 文章编号: 0250-3301(2015)03-0759-09 DOI: 10.13227/j.hjcx.2015.03.001

Simulation and Influencing Factors of Spatial Distribution of PM_{2.5} Concentrations in Chongqing

WU Jian-sheng^{1,2}, LIAO Xing^{1,2*}, PENG Jian^{1,2}, HUANG Xiu-lan¹

(1. Key Laboratory of Urban Habitant Environment Science and Technology, Shenzhen Graduate School, Peking University, Shenzhen 518055, China; 2. Laboratory for Earth Surface Processes, Ministry of Education, College of Urban and Environmental Sciences, Peking University, Beijing 100871, China)

Abstract: Land use regression model (LUR model) was used to simulate the spatial distribution of PM_{2.5} concentrations in Chongqing with the software of ArcGIS. This research was conducted with a total of 17 PM_{2.5} concentrations of monitoring points from 17 air quality monitoring stations recorded in the official website of Chongqing Environmental Protection Bureau. Among them, 16 were chosen as the dependent variables, and the last one was chosen for land use regression model validation test. At each site location, we constructed circular buffers with ArcGIS and captured information on roads, population, land use and DEM. Based on the buffer information, 56 potential geographic predictors were built. Finally 3 variables: cropland area within 500 m of the air quality monitoring sites, the site locations' DEM and primary road length within 1 000 m of the 56 predictors were left for predicting 84% of the variation of PM_{2.5} concentrations and the Pearson coefficients between the 3 variables and PM_{2.5} concentrations were 0.695, -0.599 and 0.394, respectively. The validation test result showed that the spatial distribution map of PM_{2.5} predicted extremely well with an error rate of only 0.027. And the return map results showed: ① PM_{2.5} concentrations were high in the center of the main city; ② PM_{2.5} concentrations were high along the road and ③ the distribution was closely correlated to the DEM of sampling locations.

Key words: PM_{2.5}; land use regression model; regression mapping; spatial distribution; correlation; GIS

传统的 PM_{2.5} 数据监测方法监测点和监测范围有限,为实现 PM_{2.5} 浓度空间分布高分辨率全域覆盖,本研究基于 Arcgis 平台(Arcgis 10.1)结合土地利用数据、路网数据、DEM 数据和人口数据,利用 LUR 模型模拟重庆市 PM_{2.5} 浓度空间分布,得到了良好映射结果.土地利用回归模型(Land Use Regression)最早是由 Briggs 等^[1]于 1997 年提出,是基于 GIS 平台,建立大气污染物监测浓度和土地利用等因素之间关系的统计回归模型,来预测高空间分辨率的大气污染物浓度^[2].LUR 模型不仅能在一

定程度上从机制方面解释大气污染物浓度时空分布特征,而且对大气污染物浓度时空分布的模拟效果不逊色于其他的统计方法(如克里金插值、离散模型、暴露指标法等)^[3].LUR 模型已经在模拟欧洲、北美和日本一些城市的 NO_x、PM_{2.5} 年平均浓度方面取得了不错成绩^[4-8].国内对 PM_{2.5} 等大气污染物

收稿日期: 2014-09-01; 修订日期: 2014-10-15

基金项目: 国家自然科学基金重点项目(41330747)

作者简介: 吴健生(1965~),男,博士,教授,主要研究方向为景观生态与 GIS. E-mail: wujsh@pku.edu.cn

* 通讯联系人, E-mail: 1301213531@sz.pku.edu.cn

的研究主要集中于理化性质、来源解析、健康效应与大气能见度等方面^[9-12],也有少部分探讨植被和土地利用等因素对大气污染物浓度的影响^[13-16]. 本研究是实现 $PM_{2.5}$ 浓度高空间分辨率全域覆盖模拟的理论与实践的一次尝试,结合了 GIS 强大的空间分析能力,比传统空间插值方法更具可操作性、可检验性和理论基础.

1 材料与方法

1.1 数据来源及数据预处理

1.1.1 $PM_{2.5}$ 数据及监测点简介

受自然和人为因素影响,重庆是中国空气污染较严重的城市之一. 重庆主城区属平行岭谷地貌,背斜发育成宽度较窄的长条形山脉,海拔 600 ~ 1 000 m,呈东北-西南向,与构造线一致,向斜多发育成宽阔谷地,谷地内部地貌主要是丘陵、平坝,海拔 300 ~ 500 m. 重庆人口总数 2 945 万(2012 年),主城区人口密度大,人口 985 万. 重庆主城区包括都市核心区的渝中、大渡口、江北、沙坪坝、九龙坡、南岸 6 区和外围都市圈的北碚、渝北、巴南 3 区,面积 5 473 km^2 .

主城区有 17 个监测点(国控)对空气中 PM_{10} 、 $PM_{2.5}$ 、臭氧等污染物进行同步监测. 17 个监测点的位置示意如图 1. 研究区域为根据 17 个观测站点确定的 50 000 m \times 60 000 m 矩形区域(图 1),该区域包括所有 $PM_{2.5}$ 观测站点. $PM_{2.5}$ 浓度数据为 2013 年 4 月 1 日到 2013 年 8 月 23 日每隔 1 h 的监测数据,来源于重庆市环保局官方网站 <http://www.ccepb.gov.cn/>.

1.1.2 土地利用类型

分别从重庆市国土资源和房屋勘测规划院和清华大学地球系统科学研究中心(Finer Resolution Observation and Monitoring-Global Land Cover)获取了 2011 年重庆市土地利用数据,研究中心数据从 Landsat TM 和 ETM+ 遥感数据解译而来,空间分辨率为 30 m,规划院数据是矢量数据. 对两份数据进行对比、矫正和综合,得到研究区 30 m 分辨率土地利用数据(图 2). 根据土地利用现状分类标准,并综合考虑各种土地利用类型数量,将土地利用分为 5 种类型:不透水地表(imperious)、植被(vegetation)、裸地(bareland)、农用地(cropland)、水体(water). 对每个站点分别建立 5 000、2 000、1 000、500 和 300 m 缓冲区,提取各种土地利用类型占地面积. 利用 Arcgis 10.1 中的 Reclass、Focal

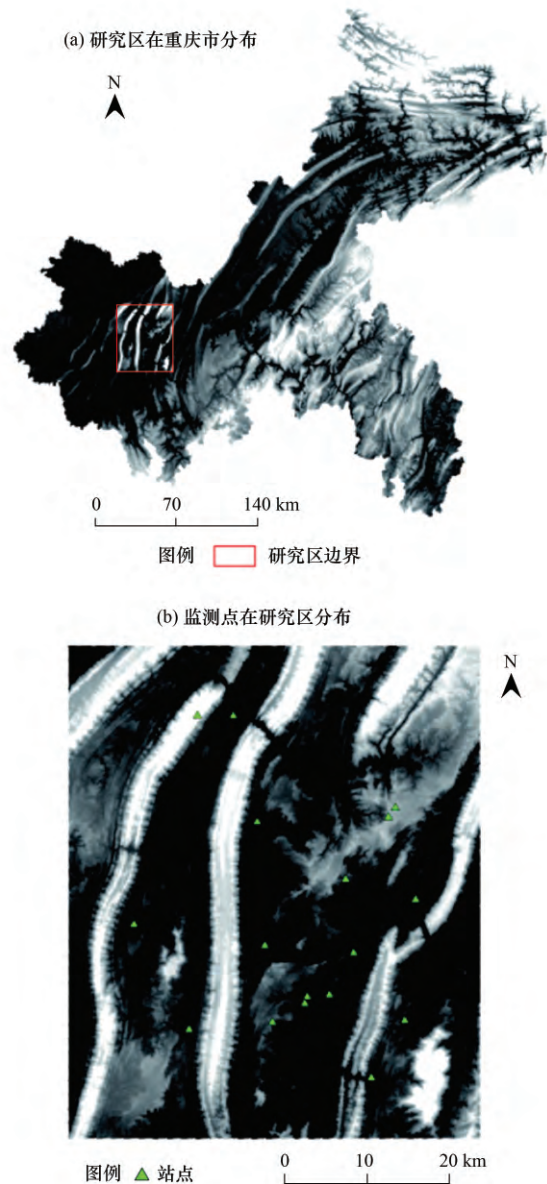


图 1 空气质量监测点的分布情况示意

Fig. 1 Distribution of air quality monitoring sites in Chongqing

Statistics、Zonal Statistics as Table 等功能计算各个缓冲区内各种土地利用类型的总面积.

1.1.3 地形地貌

利用 DEM 表征研究区地形地貌条件. 重庆是平行岭谷地貌,高低起伏,同时重庆是个重工业城市,假定污染源的位置与海拔存在关系. 可以假定地形地貌对其 $PM_{2.5}$ 浓度空间分布的影响具有明显地域特征. 从国际科学数据服务平台地理空间数据云(Geospatial Data Cloud)获取 DEM 数据[利用 ASTER GDEM 第一版本(V1)数据加工得来],进一步处理得到 2012 年的 30 m 分辨率 DEM 数据(图 3),同时获取每个站点的高程.

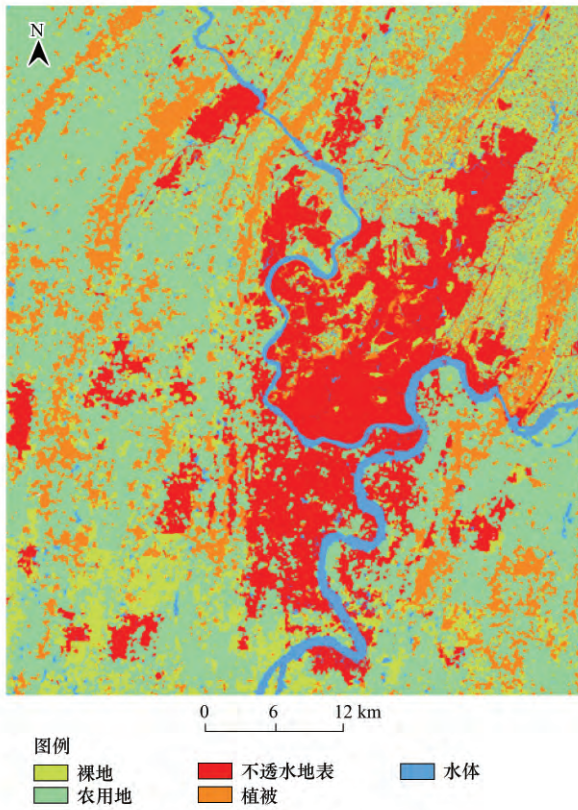


图2 研究区土地利用类型栅格数据
Fig. 2 Land use raster data of the study area



图3 研究区 30 m 分辨率 DEM 数据
Fig. 3 Dem data of the study area (30 m resolution)

1.1.4 人口数据

17 个监测点分布于重庆市主城区,主城区人口多,密度大,2012 年主城区人口 985 万,假设人口集聚会增加 PM_{2.5}浓度,用人口数据来表征民用能源消费,因此把人口变量加入模型.人口数据为 2010 年重庆市人口分布数据(图 4),空间分辨率 0.5′(0.008 33°),来源于 LandScan 数据集(Laboratory O R N. LandScan Home).对每个站点分别建立 7 000、5 000、3 000 和 1 000 m 缓冲区,并统计各缓冲区内人口数量.

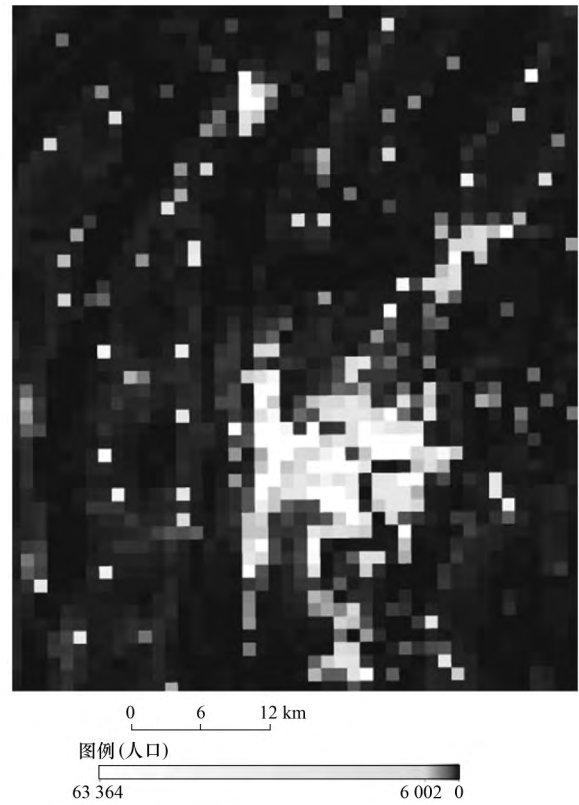


图4 研究区人口数据
Fig. 4 Population data of the study area

1.1.5 道路交通

交通路网表征了机动车的污染排放.路网数据是基于 2012 年 Landsat TM 数据并结合 Google Earth 进行矢量化得到,并将道路分为高速公路、主干路、一级公路、二级公路、三级公路和其他道路等 6 类(图 5).对每个站点分别建立 5 000、2 000、1 000、500、300 和 100 m 缓冲区,并统计各缓冲区内各道路类型总长度,从而得到个缓冲区内道路状况自变量.由于 300 m 和 100 m 缓冲区内道路类型缺失较多,故将 300 m 和 100 m 范围内所有道路类型分别合并,得到 300 m 缓冲区内道路总长度和 100 m 缓冲区内道路总长度两个变量.

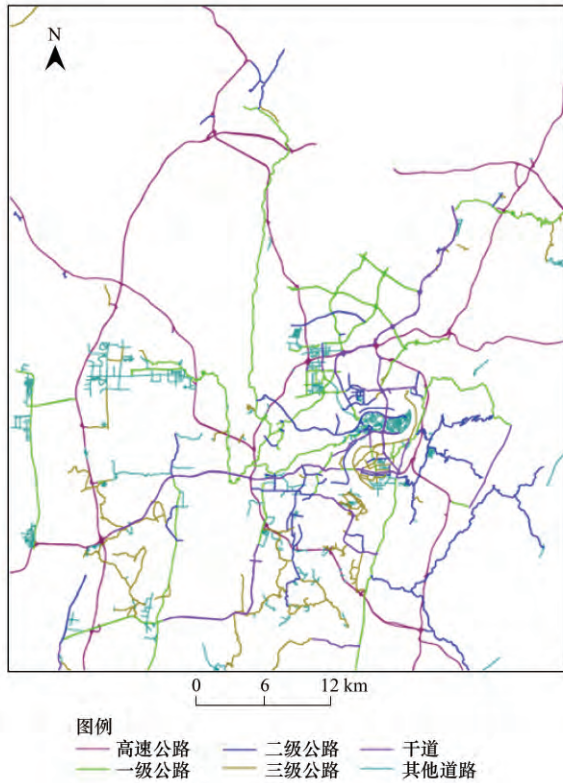


图5 研究区道路数据

Fig. 5 Road data of the study area

1.2 土地利用回归模型构建

本研究利用 SPSS 20.0 的双变量相关性分析和多元线性逐步回归功能,并结合 Arcgis 10.1 强大的空间分析能力,构建了 PM_{2.5}与土地利用类型、地势地貌、交通状况和人口状况等相关因素的多元回归模型,并讨论了变量和 PM_{2.5}、变量和变量之间的相关性.模型的构建分为了模型变量的生成、模型函数形式与先验假定、模型算法设置、回归映射和模型检验这 5 个部分.

1.2.1 模型变量说明

将选定好的地理变量在 Arcgis 10.1 中作为预测变量,共有 56 个变量,分别由路网、土地利用、DEM 和人口数量四大类衍生出来.对于自变量缓冲区的设置,结合各栅格的空间分辨率,参考文献 [17~19]对自变量缓冲区的设定,将各个类型变量设置如表 1,并详述了各自变量及其处理方法.

1.2.2 函数形式与先验假定

本研究采用线性回归方程,形式如下:

$$c = \alpha_0 + \sum \alpha_i \cdot X_i + \varepsilon; i = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

式中 c 为大气污染物监测浓度, $\alpha_i (i=0, 1, \dots, n)$ 为待定系数, $X_i (i=0, 1, \dots, n)$ 是自变量,与每个站点

表 1 自变量的分类、描述以及处理方法

Table 1 Classification, description and processing methods of the independent variables

类型(变量个数)	变量描述	子变量类别	缓冲区大小	处理方法
路网密度(26)	道路总长度用来描述路网密度,包括各种已获得的道路类型	motorway、trunk、primary、secondary、tertiary、road	100 m、300 m、500 m、1 000 m、2 000 m、5 000 m	1. 在 Arcgis 中利用 Clip 工具将各缓冲区内的路网裁剪出来; 2. 统计各缓冲区内的两类路网长度
土地利用类型(25)	获取的数据经对比、矫正和综合后,转化为 30 m 分辨率栅格数据	cropland、grass、vegetation、water、imperious	300 m、500 m、1 000 m、2 000 m、5 000 m	1. 利用栅格计算器分布提取各类用地; 2. 利用 Focal Statistics 工具统计各缓冲区内各类用地的栅格个数
人口数据(4)	来源于 LandScan 数据集,空间分辨率 0.5'		1 000 m、3 000 m、5 000 m、7 000 m	利用 Focal Statistics 工具统计各缓冲区内人口数量
DEM(1)	监测站点所在的海拔高度(m)			利用 Zonal Statistics as Table 工具提取每个站点海拔高度

所在土地利用等因素有关, ε 为随机变量.

根据初步经验,对各变量影响作出先验假设^[20](表 2).

1.2.3 模型算法设置

使用 PM_{2.5}平均浓度数据和变量数据建立模型,模型算法的过程包括以下 7 步:①计算各变量与 PM_{2.5}的相关性;②剔除变量与 PM_{2.5}的正负相关性与先验假定不一致的变量;③找出每个子类别中排序最高的变量;④去除每个子类别中与最高排序变

表 2 模型变量系数符号假定

Table 2 Symbol assumption of the variables coefficient

变量	变量描述	系数符号假定
road	各缓冲区内各种道路长度	+
pop	各缓冲区内人口数量	+
cropland	农用地	/ ¹⁾
vegetation	绿地	-
bareland	裸地	+
water	水体	-
imperious	不透明地表	+
dem	监测站点所在的海拔高度	/

1) "/"表示符号不确定

量相关的变量(皮尔森检验 $r > 0.6$); ⑤将剩余变量代入 Stepwise 线性回归; ⑥将不满足 t 检验 ($\alpha = 0.05$) 的变量从有效性库中剔除; ⑦重复步骤⑤和⑥直至再去掉一个变量,对模型 R^2 贡献率小于 1%.

1.2.4 回归映射

得到土地利用回归方程后,利用方程对非监测点位置进行污染物浓度模拟.回归映射类似于地统计学中的插值,但能在一定程度上从机制方面模拟污染物浓度空间分布.

1.2.5 映射检验

利用重庆市 16 个监测点数据,结合土地利用数据、路网数据、DEM 数据和人口数据建立土地利用回归模型,利用剩余的 1 个监测点数据来对回归映射结果进行检验.

2 结果与分析

2.1 PM_{2.5}平均浓度

根据 17 个监测站点 2013 年 4 月 1 日到 2013 年 8 月 23 日每隔 1 h 的浓度数据,计算各个站点平均浓度(图 6).

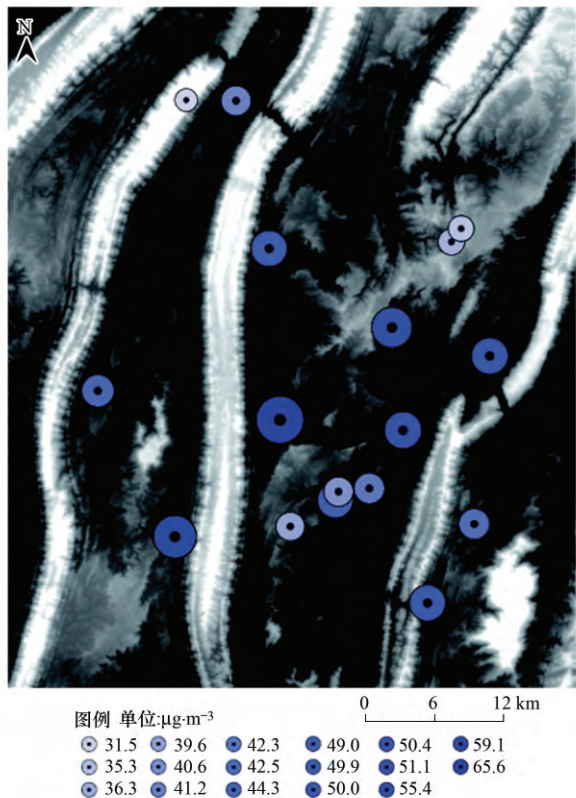


图 6 17 个站点平均浓度及位置示意

Fig. 6 Average concentrations and location of the 17 sites

2.2 相关性分析

本研究利用 SPSS 20.0 软件的双变量相关性分

析功能,分别分析了 56 个变量和 PM_{2.5} 平均浓度的相关性(表 3).从相关性分析结果可以看出,与因变量 PM_{2.5} 相关性程度最高的是 500 m 范围内农用地面积,其次是 300 m 范围内的农用地面积,然后依次是 2 000 m 范围内的一级道路总长度、5 000 m 范围内一级道路总长度、DEM.

根据模型的设置,剔除相关性正负与模型设置的先验假设不一致的变量.被剔除的变量包括:5 000 m 范围内的水体面积、2 000 m 范围内的水体面积、1 000 m 范围内的水体面积、500 m 范围内的水体面积、300 m 范围的水体面积、2 000 m 范围内干道长度、2 000 m 范围内的三级公路长度、1 000 m 范围内的干道长度、1 000 m 范围内的三级公路长度、1 000 m 范围内的其它道路长度、500 m 范围内的干道长度、500 m 范围内的三级道路长度和 500 m 范围内的其它道路长度,共 13 个变量.将 56 个变量分为 12 个子类(如表 4)、DEM、100 m 范围内所有道路总长度和 300 m 范围内所有道路总长度.根据模型设置,将模型变量按与污染物浓度相关性进行排序,找出每个子类别中排序最高的变量(变量 max)结果如表 4.

根据模型的设置,对各个子类别中所包含的变量和对应最高排序变量(变量 max)进行相关性分析,剔除皮尔森系数大于 0.6 的变量,被剔除的变量共有 22 个,结果如表 5 所示.

2.3 多元线性回归分析

将经过相关性分析剩余的 21 个自变量和因变量 PM_{2.5} 平均浓度,加载到 SPSS 20.0 中,进行逐步多元线性回归,逐渐向方程中加入变量,剔除不显著的变量.模型结果如表 6.

模型 R^2 逐步增加,且最终 R^2 为 0.840,所以模型拟合情况很好,解释能力较强.根据方差分析表,模型非常显著.21 个变量最终只有 3 个进入回归方程,分别是 500 m 范围内的农用地面积、1 000 m 范围内一级公路总长度和 DEM,回归方程如公式(2).

$$\text{PM}_{2.5} = 48.202 + 0.000\ 046\ 14 \times \text{“cropland}_{500}\text{”} + 0.003 \times \text{“primary}_{1\ 000}\text{”} - 0.024 \times \text{“dem”}$$
 (2)
 式中,“cropland₅₀₀”是指监测站点 500 m 范围内农用地面积,“primary_{1 000}”是指监测站点 1 000 m 范围内的一级公路总长度,“dem”是指监测站点的 DEM.

2.4 回归映射

将进入回归模型的 3 个变量的 30 m × 30 m 栅格数据代入方程,进行回归映射,得出研究区域 PM_{2.5} 浓度空间分布情况如图 7.

表 3 自变量与因变量的相关性

Table 3 Correlation between the independent variables and the dependent variable

自变量	皮尔森相关系数	自变量	皮尔森相关系数
水体面积 5 km	0.016	人口数量 5 km	0.144
农用地面积 5 km	-0.141	人口数量 7 km	0.183
裸地面积 5 km	0.133	高速公路长度 5 km	0.064
植被面积 5 km	-0.154	干道长度 5 km	0.052
不透水地表面积 5 km	0.073	一级公路长度 5 km	0.628
水体面积 2 km	0.018	二级公路长度 5 km	0.126
农用地面积 2 km	0.135	三级公路长度 5 km	0.065
裸地面积 2 km	0.251	其他道路长度 5 km	0.105
植被面积 2 km	-0.247	高速公路长度 2 km	0.405
不透水地表面积 2 km	-0.082	干道长度 2 km	-0.052
水体面积 1 km	0.332	一级公路长度 2 km	0.66
农用地面积 1 km	0.451	二级公路长度 2 km	0.347
裸地面积 1 km	0.277	三级公路长度 2 km	-0.022
植被面积 1 km	-0.362	其他道路长度 2 km	0.024
不透水地表面积 1 km	-0.179	高速公路长度 1 km	0.539
水体面积 0.5 km	0.227	干道长度 1 km	-0.213
农用地面积 0.5 km	0.695	一级公路长度 1 km	0.394
裸地面积 0.5 km	0.315	二级公路长度 1 km	0.519
植被面积 0.5 km	-0.391	三级公路长度 1 km	-0.071
不透水地表面积 0.5 km	-0.276	其他道路长度 1 km	-0.01
水体面积 0.3 km	0.122	高速公路长度 0.5 km	0.27
农用地面积 0.3 km	0.662	干道长度 0.5 km	-0.328
裸地面积 0.3 km	0.369	一级公路长度 0.5 km	0.381
植被面积 0.3 km	-0.395	二级公路长度 0.5 km	0.494
不透水地表面积 0.3 km	-0.289	三级公路长度 0.5 km	-0.122
高程	-0.599	其他道路长度 0.5 km	-0.022
人口数量 1 km	0.073	道路总长度 0.3 km	0.174
人口数量 3 km	0.297	道路总长度 0.1 km	0.007

表 4 每个子类中与 $PM_{2.5}$ 相关性最强的变量¹⁾Table 4 Variable most strongly associated with $PM_{2.5}$ in each sub class

子类	不透水地表	植被	裸地	农用地	水体	高级公路	干道	一级公路	二级公路	三级公路	其他道路	人口数量
变量 max	300 m ²⁾	300 m	300 m	500 m	1 000 m	1 000 m	500 m	2 000 m	1 000 m	500 m	5 000 m	3 000 m
R	-0.289 ³⁾	-0.395	0.369	0.695	0.332	0.539	-0.328	0.66	0.519	-0.122	0.105	0.297

1) 将变量按与 $PM_{2.5}$ 相关性进行排序,找出的每个子类别中排序最高的变量(变量 max); 2) 各子类下与 $PM_{2.5}$ 相关性程度最高的变量,用范围表征变量,是指对应子类中对应缓冲区条件下建立的变量; 3) 相关性排序最高的变量“变量 max”与 $PM_{2.5}$ 的皮尔森系数

表 5 模型算法第 4 步被剔除的变量¹⁾

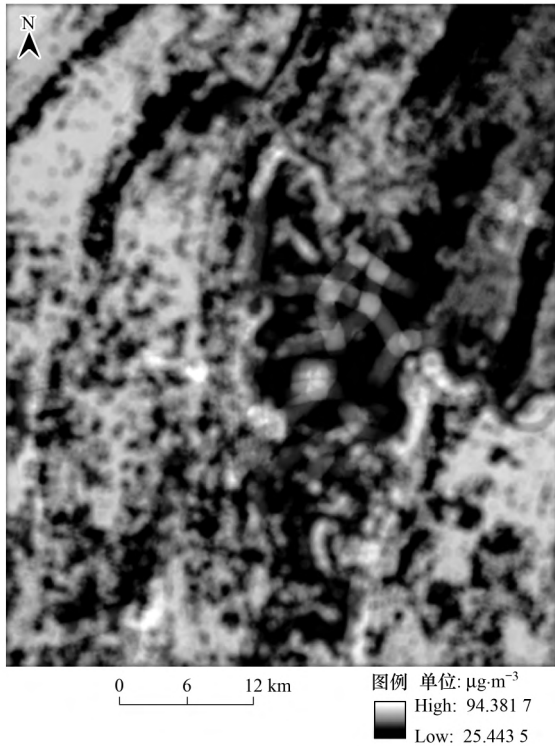
Table 5 Variables excluded by the model's forth step

子类	不透水地表	植被	裸地	农用地	水体	高级公路	干道	一级公路	二级公路	三级公路	其他道路	人口数量
	2 000 m ²⁾	2 000 m	2 000 m	1 000 m		2 000 m		5 000 m	5 000 m	5 000 m	2 000 m	1 000 m
	(0.824) ³⁾	(0.928)	(0.884)	(0.823)		(0.773)		(0.936)	(0.668)	(0.670)	(0.9)	(0.742)
$R > 0.6$	1 000 m	1 000 m	1 000 m	300 m		500 m			2 000 m			5 000 m
	(0.933)	(0.992)	(0.907)	(0.968)		(0.651)			(0.925)			(0.888)
	500 m	500 m	500 m						500 m			7 000 m
	(0.970)	(1)	(0.956)						(0.792)			(0.888)

1) 各个子类别中所包含的变量和对应最高排序变量(变量 max) 相关的变量(皮尔森系数 $R > 0.6$); 2) 根据判断条件需要排除的变量,用范围表征变量,对应子类中对应缓冲区条件下建立的变量; 3) 变量(被排除的变量)与最高排序变量(变量 max) 的皮尔森系数

表 6 土地利用回归模型结果

Table 6 Analysis results of land use regression model				
模型	R	R ²	调整 R ²	Sig. F 更改
1	0.695	0.484	0.447	0.003
2	0.846	0.715	0.671	0.006
3	0.916	0.840	0.800	0.010

图 7 研究区 PM_{2.5} 浓度回归映射结果Fig. 7 Spatial distribution of PM_{2.5}'s simulative concentration in the study area

根据回归映射结果, 检验点杨家坪模拟浓度是 $41.7 \mu\text{g}\cdot\text{m}^{-3}$, 同时根据监测数据计算, 平均浓度是 $40.6 \mu\text{g}\cdot\text{m}^{-3}$.

$$\text{误差率} = (\text{模拟值} - \text{监测值}) / \text{监测值} \times 100\% \quad (3)$$

根据公式(3), 检验点杨家坪误差率为 2.7%, 误差可接受.

3 讨论

本文是在前人的研究基础上, 先假定土地利用类型、道路交通状况、人口数量和地形地貌对 PM_{2.5} 浓度空间分布有影响^[21-24]. 自然条件下, 大气中的 PM_{2.5} 与土地利用关系密切, 故本研究把 DEM 和土地利用加入了模型. 人活动区域强烈的区域, PM_{2.5} 很大程度上也受人活动的制约, 本研究用人口数量和交通路网来表征人类的活动, 人口

数量表征民用能源消费, 交通路网表征机动车的污染排放. 然后基于 Arcgis 平台, 通过对监测点建立多种缓冲区, 提取缓冲区内的 4 种数据; 对变量和 PM_{2.5} 进行相关性分析, 剔除和先验假定不一致的变量; 同时对变量按皮尔森系数进行排序, 得出各子类中与 PM_{2.5} 相关性最强的变量; 再剔除各子类中与变量 max 皮尔森系数大于 0.6 的变量. 将剩余的变量代入 SPSS 20.0 中, 进行逐步回归. 通过逐步回归的方法, 剔除不显著的变量, 最终得到了拟合程度非常好的回归方程. 运用回归方程, 代入已经获取的相应的数据, 可以映射出研究区内 PM_{2.5} 浓度空间分布高分辨率图.

从判定系数 R^2 比较来看, 最终模型的 $R^2 = 0.840$, 模型的拟合情况非常好, 解释能力非常强, 变量的显著性检验都在 0.05 以下, 结果优于文献 [25, 26] 的研究结果. 最终进入模型的自变量有 3 个, 分别是 500 m 范围内的农用地面积、1 000 m 范围内一级公路总长度和 DEM. 相关性分析结果显示(表 3), 与因变量 PM_{2.5} 相关性最高的是 500 m 范围内农用地面积 ($r = 0.695$), 其次是 300 m 范围内的农用地面积 ($r = 0.662$), 然后依次是 2 000 m 范围内的一级道路总长度 ($r = 0.66$)、5 000 m 范围内一级道路总长度 ($r = 0.628$)、DEM ($r = -0.599$). 其中, 300 m 范围内农用地面积和 5 000 m 范围内一级道路总长度, 相关性分析中被剔除, 没有进入回归; 2 000 m 范围内的一级道路总长度在回归的过程中被剔除. 根据变量之间的相关性和模型设置, 结果并不是与 PM_{2.5} 相关性高的变量都进入了模型.

LUR 模型能在一定程度上从机制方面解释大气污染物浓度的空间分布特征. 研究区的农用地多在主城区的边缘, 垃圾处理和污染向这些地带转移; 农作物秸秆燃烧, 是一种重要的生物质燃烧形式, 是大气颗粒物的重要来源; 农田撂荒造成裸地; 重庆是一个重工业城市, 以煤碳能源为主, 重工业也多位于城市边缘; 重庆农用地面积在 2004 年前有略微地增加之后一直减少, 意味着有农用地变成其他用地类型, 如果变成建设用地, 过渡期将产生大量的粉尘. 这些与农用地相关的因素都有可能造成研究区 PM_{2.5} 浓度上升. 重庆市是一个山城, 由于历史原因和地理条件制约, 建成的主干道路面较窄, 弯道多、坡度大, 人均道路面积低; 道路交通建设滞后, 使得在用车的平均排放因子较高; 重庆主城区的机动车保有量除 2008 年以外数量每年都在上升, 且上升的

幅度比较大,年均增长量超过了20%;道路交通制造出大量粉尘,因而 $PM_{2.5}$ 浓度空间分布与道路关系较大,这与张灿等^[27]和罗娜娜等^[28]的研究结果相似。重庆独特的地貌,高低起伏的地势,以及污染源大部分分布在低海拔地区,导致 $PM_{2.5}$ 浓度空间分布与高程表现出很强的负紧密相关,并且成为重庆研究区的特色。

对于本研究的直接目的,得出了回归映射图,并选取杨家坪作为检验点对回归映射结果进行检验。在17个点的空间分布上,杨家坪位于17个点的中间,位于礼嘉与南坪之间,污染程度上杨家坪属于中度污染,因而被选作检验点。杨家坪的平均浓度的误差率为2.7%,属于可以接受的范围,因而在一定程度上也说明了回归映射结果的可靠性。

4 结论

(1) 应用土地利用回归模型,模拟 $PM_{2.5}$ 平均浓度,其多元线性逐步回归方程的最后模型 R^2 达到0.840,模型的拟合程度非常好,解释能力非常强。

(2) 回归方程中,与 $PM_{2.5}$ 平均浓度空间分布关系最大的因素是监测点的500 m范围内的农用地面积,然后依次是DEM和1 000 m范围内一级公路总长度。

(3) 研究区 $PM_{2.5}$ 平均浓度分布,以高值分布于主城区中心,沿道路分布趋势明显,与高程紧密相关,高值分布于谷底,低值分布于山脉,模拟结果与实际情况相符。

(4) 综合考虑模型结果和检验点杨家坪的误差率为2.7%,本研究基本实现了对城市尺度区域的 $PM_{2.5}$ 浓度空间分布高分辨率模拟。

参考文献:

[1] Briggs D J, Collins S, Elliott P, *et al.* Mapping urban air pollution using GIS: a regression-based approach [J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 1997, **11**(7): 699-718.

[2] Akita Y, Baldasano J M, Beelen R, *et al.* Large scale air pollution estimation method combining land use regression and chemical transport modeling in a geostatistical framework [J]. *Environmental Science & Technology*, 2014, **48**(8): 4452-4459.

[3] Adam-Poupart A, Brand A, Fournier M, *et al.* Spatiotemporal modeling of ozone levels in Quebec (Canada): a comparison of Kriging, land-use regression (LUR), and combined bayesian maximum entropy-LUR approaches [J]. *Environmental Health Perspectives*, **122**(9): 970-976.

[4] Kashima S, Yorifuji T, Tsuda T, *et al.* Application of land use regression to regulatory air quality data in Japan [J]. *Science of the Total Environment*, 2009, **407**(8): 3055-3062.

[5] Tang R, Blangiardo M, Gulliver J. Using building heights and street configuration to enhance intraurban PM_{10} , NO_x , and NO_2 land use regression models [J]. *Environmental Science & Technology*, 2013, **47**(20): 11643-11650.

[6] Gulliver J, de Hoogh K, Hansell A, *et al.* Development and back-extrapolation of NO_2 land use regression models for historic exposure assessment in Great Britain [J]. *Environmental Science & Technology*, 2013, **47**(14): 7804-7811.

[7] Mavko M E, Tang B, George L A. A sub-neighborhood scale land use regression model for predicting NO_2 [J]. *Science of the Total Environment*, 2008, **398**(1-3): 68-75.

[8] Rosenlund M, Forastiere F, Stafoggia M, *et al.* Comparison of regression models with land-use and emissions data to predict the spatial distribution of traffic-related air pollution in Rome [J]. *Journal of Exposure Science and Environmental Epidemiology*, 2007, **18**(2): 192-199.

[9] Lv W W, Wang Y X, Querol X, *et al.* Geochemical and statistical analysis of trace metals in atmospheric particulates in Wuhan, central China [J]. *Environmental Geology*, 2006, **51**(1): 121-132.

[10] Duan J C, Tan J H. Atmospheric heavy metals and Arsenic in China: Situation, sources and control policies [J]. *Atmospheric Environment*, 2013, **74**: 93-101.

[11] Tan J H, Duan J C, Chen D H, *et al.* Chemical characteristics of haze during summer and winter in Guangzhou [J]. *Atmospheric Research*, 2009, **94**(2): 238-245.

[12] Zhou Y, Hammitt J, Fu J S, *et al.* Major Factors Influencing the Health Impacts from Controlling Air Pollutants with Nonlinear Chemistry: An Application to China [J]. *Risk Analysis*, 2014, **34**(4): 683-697.

[13] Lai L W. Relationship between fine particulate matter events with respect to synoptic weather patterns and the implications for circulatory and respiratory disease in Taipei, Taiwan [J]. *International Journal of Environmental Health Research*, 2014, **24**(6): 528-545.

[14] Han L J, Zhou W Q, Li W F, *et al.* Impact of urbanization level on urban air quality: A case of fine particles ($PM_{2.5}$) in Chinese cities [J]. *Environmental Pollution*, 2014, **194**: 163-170.

[15] Wang J D, Wang S X, Jiang J K, *et al.* Impact of aerosol-meteorology interactions on fine particle pollution during China's severe haze episode in January 2013 [J]. *Environmental Research Letters*, 2014, **9**(9): 094002, doi: 10.1088/1748-9326/9/9/094002.

[16] Yan X, Shi W, Zhao W, *et al.* Estimation of atmospheric dust deposition on plant leaves based on spectral features [J]. *Spectroscopy Letters*, **47**(7): 536-542.

[17] Henderson S B, Beckerman B, Jerrett M, *et al.* Application of land use regression to estimate long-term concentrations of traffic-related nitrogen oxides and fine particulate matter [J].

- Environmental Science & Technology, 2007, 41(7): 2422–2428.
- [18] Ross Z, Jerrett M, Ito K, *et al.* A land use regression for predicting fine particulate matter concentrations in the New York City region [J]. Atmospheric Environment, 2007, 41(11): 2255–2269.
- [19] Wang M, Beelen R, Bellander T, *et al.* Performance of multi-city land use regression models for nitrogen dioxide and fine particles [J]. Environmental Health Perspectives, 2014, 122(8): 843–849.
- [20] Beelen R, Hoek G, Vienneau D, *et al.* Development of NO₂ and NO_x land use regression models for estimating air pollution exposure in 36 study areas in Europe–The ESCAPE project [J]. Atmospheric Environment, 2013, 72: 10–13.
- [21] Pascal M, Falq G, Wagner V, *et al.* Short-term impacts of particulate matter (PM₁₀, PM_{10-2.5}, PM_{2.5}) on mortality in nine French cities [J]. Atmospheric Environment, 2014, 95: 175–184.
- [22] Hu J L, Wang Y G, Ying Q, *et al.* Spatial and temporal variability of PM_{2.5} and PM₁₀ over the north china plain and the Yangtze river delta, China [J]. Atmospheric Environment, 2014, 95: 598–609.
- [23] Sun F B, Yin Z, Lun X X, *et al.* Deposition velocity of PM_{2.5} in the winter and spring above deciduous and coniferous forests in Beijing, China [J]. Plos One, 2014, 9(5): e97723.
- [24] Zhang X Y, Kondragunta S, Schmidt C, *et al.* Near real time monitoring of biomass burning particulate emissions (PM_{2.5}) across contiguous United States using multiple satellite instruments [J]. Atmospheric Environment, 2008, 42(29): 6959–6972.
- [25] Kashima S, Yorifuji T, Tsuda T, *et al.* Application of land use regression to regulatory air quality data in Japan [J]. Science of the Total Environment, 2008, 407(8): 3055–3062.
- [26] Dons E, Van Poppel M, Int Panis L, *et al.* Land use regression models as a tool for short, medium and long term exposure to traffic related air pollution [J]. Science of the Total Environment, 2014, 476–477: 378–386.
- [27] 张灿, 周志恩, 翟崇治, 等. 基于重庆本地碳成分谱的 PM_{2.5} 碳组分来源分析 [J]. 环境科学, 2014, 35(3): 810–819.
- [28] 罗娜娜, 赵文吉, 晏星, 等. 交通与气象因子对不同粒径大气颗粒物的影响机制研究 [J]. 环境科学, 2013, 34(10): 3741–3748.