

DOI: 10.5846/stxb201910202200

陈文波, 谢涛, 郑蕉, 吴双. 地表植被景观对 $PM_{2.5}$ 浓度空间分布的影响研究. 生态学报, 2020, 40(19): 7044-7053.

Chen W B, Xie T, Zheng J, Wu S. The impacts of vegetation landscape on $PM_{2.5}$ spatial distribution. Acta Ecologica Sinica, 2020, 40(19): 7044-7053.

地表植被景观对 $PM_{2.5}$ 浓度空间分布的影响研究

陈文波^{1,2,*}, 谢 涛^{1,2}, 郑 蕉³, 吴 双^{1,2}

1 南昌市景观与环境重点实验室, 南昌 330045

2 江西农业大学国土资源与环境学院, 南昌 330045

3 江西农业大学计算机信息与工程学院, 南昌 330045

摘要:我国当前城市日益频发的雾霾问题引发公众广泛关注, $PM_{2.5}$ 被认为是雾霾的主要成因。研究认为,在某一区域短时间尺度上(如日), $PM_{2.5}$ 浓度主要受气象条件影响。但在较长时间尺度上(如季,年),由于气象条件基本相似,则 $PM_{2.5}$ 浓度主要受土地利用特别是地表植被景观的影响。如何耦合地表植被景观格局与 $PM_{2.5}$ 浓度信息,定量分析其影响是当前相关科学研究的一个难点,需要引入新思路。首先基于季节气象条件基本相似的假设,采用土地利用回归模型分四季高精度模拟 $PM_{2.5}$ 浓度空间分布。其次,采用像元二分模型分四季估算研究区植被覆盖度。在此基础上采用随机抽样法通过统计回归模型耦合植被覆盖度与 $PM_{2.5}$ 空间分布,定量研究植被覆盖度对 $PM_{2.5}$ 分布影响及其尺度效应。研究结果表明:1)植被覆盖度与 $PM_{2.5}$ 浓度在本研究选择的时空尺度上,都显著负相关,说明植被覆盖度对 $PM_{2.5}$ 具有显著影响;同一个季节不同尺度上,以及不同季节同一尺度上的植被覆盖度对 $PM_{2.5}$ 浓度的影响存在一定差异。2)植被覆盖度对 $PM_{2.5}$ 浓度的影响方式比较复杂,不同的季节的表现方式不同,总体来说 $PM_{2.5}$ 浓度与植被覆盖度曲线回归模型的拟合度高于线性回归模型,说明植被覆盖度对 $PM_{2.5}$ 的影响具有非线性特征。3)不同的 $PM_{2.5}$ 浓度水平下,植被覆盖度对 $PM_{2.5}$ 浓度的影响程度存在差异。 $PM_{2.5}$ 浓度越高,植被覆盖度对其浓度的影响越明显。本研究提出的区域尺度耦合地表植被覆盖与 $PM_{2.5}$ 浓度的思路与方法,有效的揭示了植被覆盖度对 $PM_{2.5}$ 浓度分布的影响方式与尺度效应,为通过优化城市植被缓解大气污染提供一定参考。

关键词: 植被景观;耦合;尺度效应;植被覆盖度

The impacts of vegetation landscape on $PM_{2.5}$ spatial distribution

CHEN Wenbo^{1,2,*}, XIE Tao^{1,2}, ZHENG Jiao³, WU Shuang^{1,2}

1 Key Laboratory of Landscape and Environment, Nanchang 330045, China

2 College of Land Resources and Environment, Jiangxi Agricultural University, Nanchang 330045, China

3 College of Computer and Information Engineering, Jiangxi Agricultural University, Nanchang 330045, China

Abstract: The frequently breaking out fog and haze has attracted widespread public attention in China recently. $PM_{2.5}$ is considered to be main cause of it. Recent studies show that $PM_{2.5}$ is mainly controlled by the meteorological conditions in short temporal scale, for example, daily, but strongly affected by land cover, especially vegetation in long temporal scale such as yearly, seasonal. It is a challenge for landscape ecology to couple vegetation landscape pattern and $PM_{2.5}$ spatial information in order to quantitatively analyze the impacts. New idea and method are required to cope with it. Based on the assumption of a stable meteorological conditions within a season, this paper first used the land use regression (LUR) model to precisely simulate the spatial distribution of seasonal $PM_{2.5}$ concentration. Secondly, based on the pixel dichotomy model, the vegetation coverage of the study area was estimated for four seasons and the spatial distribution was determined. Finally, the impacts of vegetation landscape on $PM_{2.5}$ and the scale effects were discovered by means of pixel random sampling and

基金项目:国家自然科学基金(41561043,41961036)

收稿日期:2019-10-20; 网络出版日期:2020-07-31

* 通讯作者 Corresponding author. E-mail: cwb1974@126.com

regression models. The results showed as follows. 1) There existed a significant negative correlation between vegetation coverage and $\text{PM}_{2.5}$ concentration in the spatial scales adopted in this study. The influences not only varied from season to season, but also changed at different scales within the same season. 2) The forms of the effects of vegetation coverage on concentration were complicated. In general, the curve regression models were better than the linear ones, indicating that the relationship between vegetation coverage and $\text{PM}_{2.5}$ concentration was non-linear. 3) The higher the $\text{PM}_{2.5}$ concentration, the sharper the constructed curve model, and the stronger influence the vegetation coverage had on $\text{PM}_{2.5}$ concentration. This study puts forward a new idea to couple vegetation coverage and $\text{PM}_{2.5}$ to discover their relationship and scale effects in regional scale. It is expected to provide a reference for mitigating atmospheric pollution by optimizing urban vegetation landscape.

Key Words: vegetation landscape; coupling; scale effect; vegetation coverage

近年来,随着我国城市化、工业化进程的加速,大多数城市面临着日益严峻的大气环境问题^[1-2]。其中以 $\text{PM}_{2.5}$ 为主要污染物的大气环境污染因为影响范围广、程度深,对人类健康产生严重威胁而备受关注,制约着城市可持续发展^[3]。当前对 $\text{PM}_{2.5}$ 的研究主要集中在 $\text{PM}_{2.5}$ 的来源和形成机制^[4]、时空分布特征^[5]、影响因素^[6]等方面。研究表明, $\text{PM}_{2.5}$ 在某一区域段时间尺度上(如,日)主要受气象条件影响^[7-8],气象条件主要通过污染物的稀释、清除、扩散与转化等作用,改变并影响污染物的分布情况^[9],风速、降水量、温度、湿度、相对湿度、风向等气象气候条件是导致 $\text{PM}_{2.5}$ 浓度出现分布差异的显著影响因子^[10]。但在较长时间尺度上(如季,年),由于气象条件基本相似,则 $\text{PM}_{2.5}$ 浓度主要受土地利用特别是地表植被景观的影响。即使在在气象条件相对一致的情况下,区域尺度的 $\text{PM}_{2.5}$ 浓度仍呈现出显著的空间差异,这种差异与土地覆盖,特别是地表植被覆盖有较大关系,因为植被具有对颗粒物的组织吸收作用和适宜颗粒物沉降环境的营造作用^[11-12]。不同的土地覆盖类型,呈现出的气体的调节效益也不同,是影响 $\text{PM}_{2.5}$ 空间分布的重要因素^[13],以往相关研究主要集中在不同植被类型^[14-16]与分布格局^[17-18],如不同林种、树种、绿地等分布格局对 $\text{PM}_{2.5}$ 浓度的影响。

在研究植被景观格局对 $\text{PM}_{2.5}$ 的影响中,基于景观镶嵌性特征的方法如景观格局指数是最常用的方法^[19]。研究者通过计算景观格局指数及其对应监测点 $\text{PM}_{2.5}$ 浓度的相关性大小来表达植被分布格局 $\text{PM}_{2.5}$ 的影响。由于 $\text{PM}_{2.5}$ 分布具有外溢性,即 $\text{PM}_{2.5}$ 影响不仅受到对应景观组分的影响,也受到来自相邻景观组分的影响,导致不同区域、不同时间、不同研究者研究结果有较大差异^[20]。且由于采用的景观格局指数生态学意义不够明确,研究结果易受到质疑。对于区域尺度而言,如何表达植被分布格局并在空间上耦合 $\text{PM}_{2.5}$,定量分析其对 $\text{PM}_{2.5}$ 分布的影响需要充分考虑植被景观梯度性特征,基于遥感反演的地表植被覆盖度是植被景观梯度性格局表征有效方法^[21]。

如何高精度模拟 $\text{PM}_{2.5}$ 浓度分布是在区域尺度上研究地表植被覆盖度对 $\text{PM}_{2.5}$ 浓度分布影响的前提与基础。国内外学者研究发展了多种模型构建方法,主要有地统计空间插值模型^[22]、大气扩散模型^[23]、神经网络以及土地利用回归(Land Use Regression, LUR)模型^[24-25]。现阶段,城区的大气环境日常监测主要通过固定监测点进行,由于监测站点个数有限,不能满足空间插值对样点数量的要求,需要借助模型模拟配合空间插值来客观反映出城市空气污染物浓度分布。多数研究表明,LUR 模型对 $\text{PM}_{2.5}$ 浓度的模拟过程在考虑周围地理变量的基础上,还结合了 $\text{PM}_{2.5}$ 的来源与影响因素,能在一定程度上从机制层面解释 $\text{PM}_{2.5}$ 浓度的时空分布特征^[26-27],是模拟大气污染物空间分布的科学、有效方法,可以利用有限的空气质量监测站点数据模拟高精度的 $\text{PM}_{2.5}$ 浓度分布。

为了显化地表植被景观对 $\text{PM}_{2.5}$ 分布的影响,需要在研究中尽量减少气象条件对研究的影响。本研究基于相同季节气象条件基本一致的假设,采用了 $\text{PM}_{2.5}$ 季平均浓度。以南昌市中心城区为研究区域,采用 2016—2018 年间研究区 9 个实时空气质量监测点 $\text{PM}_{2.5}$ 的实测数据,选择对 $\text{PM}_{2.5}$ 有显著影响作用的因子构建

LUR 模型,进行空间插值,分四季高精度模拟研究区三年各季 $PM_{2.5}$ 平均浓度空间分布。其次采用对应 2016—2018 年间四季典型月份的 Landsat8 OLI 影像,运用像元二分模型,基于归一化植被指数估算研究区三年植被平均覆盖度。最后采用随机抽样,以像元样点为中心,构建大小不同缓冲区,耦合分析两者关系特征并构建最优回归模型,探讨地表植被覆盖度对 $PM_{2.5}$ 的影响形式与尺度效应。本研究为定量分析城市地表植被对 $PM_{2.5}$ 浓度的影响提供了新思路与方法,也为通过优化城市土地利用缓解大气污染提供一定参考。

1 研究区概况与数据来源

1.1 研究区概况

南昌市是江西省省会,位于江西省中北部,下辖六区三县(图 1)。南昌市全境处于亚热带季风气候区,气候湿润温和,日照充足,是典型的南方城市。本次选择的研究区是南昌市土地利用总体规划确定的中心城区,面积为 562.46 km²。据统计,2018 年南昌市全年有 313 天的 AQI 指数低于 100,低于 50 的有 125 d;有 312 天的 $PM_{2.5}$ 浓度值低于 75 $\mu\text{g}/\text{m}^3$,低于 35 $\mu\text{g}/\text{m}^3$ 的有 195d,但时空分布差异显著。中心城区范围内分布有丰富的植物种类与人工绿地,分布差异也较为显著。

1.2 数据来源

2016—2018 年南昌市气象数据来源于中国气象科学数据共享服务网(<http://data.cma.cn/>)。研究所用的南昌市 2016—2018 年的 $PM_{2.5}$ 监测数据来源于南昌市环境监测中心。考虑到遥感影像时间与监测点数据的对应性,采用的遥感数据为 2016—2018 年 3 月、5 月、8 月、12 月这 4 个季度典型月份的 Landsat8 OLI 数据,该遥感数据来源于“地理空间数据云”遥感数据共享平台(<http://www.gscloud.cn/>),空间分辨率为 30 m,影像数据平均云量均低于 5%,数据质量良好。土地利用数据来源于南昌市自然资源局的《土地利用总体规划》(2006—2020)、南昌市各县(市、区)的 2018 土地利用变更数据。

2 研究思路与方法

本研究主要分为 4 步进行:1)高精度模拟中心城区 $PM_{2.5}$ 浓度分布。基于 LUR 模型,利用所收集的 9 个监测样点 2016—2018 年 $PM_{2.5}$ 监测数据,与道路、人口等影响因子数据,构建关系模型,加密样点,并通过 Kriging 空间插值法分四季模拟南昌市中心城区 $PM_{2.5}$ 浓度空间分布,插值的精度与遥感数据分辨率保持一致,为 30 m。2)基于 2016—2018 年四季典型月份遥感数据,运用像元二分模型,采用归一化植被指数,估算研究区四季植被覆盖度平均值;3)采用随机抽样的方法,在研究区 2240 个像元中随机抽取约 10%的数量,构建不同半径建立缓冲区,统计每个缓冲区(不同尺度)内 $PM_{2.5}$ 浓度、植被覆盖度的平均值,并进行相关性分析;4)结合相关分析结果,构建植被覆盖度与 $PM_{2.5}$ 浓度的回归方程并进行精度检验,选择最优模型,研其对 $PM_{2.5}$ 的影响与尺度效应。

2.1 基于 LUR 的 $PM_{2.5}$ 浓度模拟

土地利用回归(Land use regression, LUR)模型通常包含一个因变量或多个自变量,模型基本公式为:

$$Y = \partial_0 + \partial_1 X_1 + \partial_2 X_2 + \dots + \partial_n X_n + \varepsilon$$

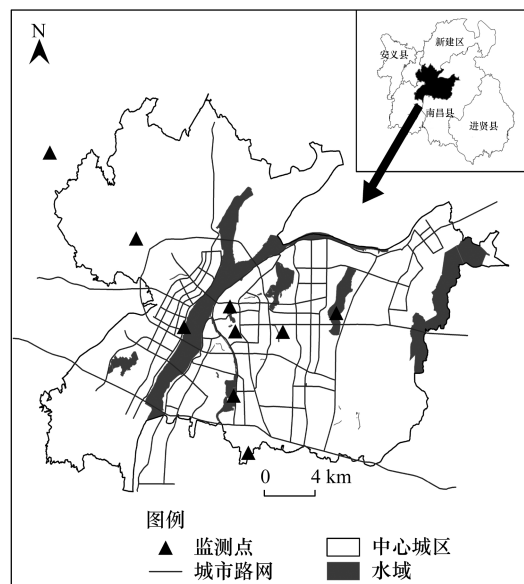


图 1 南昌市中心城区与空气质量监测点

Fig.1 Air quality monitoring sites in the center area of Nanchang city

式中, y 为因变量,表示监测点的月均 PM_{2.5}浓度, $X_1 X_2 \cdots X_n$ 为自变量,代表与 PM_{2.5}浓度相关的地理变量, $\partial_1 \partial_2 \cdots \partial_n$ 为待定系数, ε 为随机变量。采用时间序列的 PM_{2.5}浓度数据与地理相关变量分别进行双变量相关分析,识别出与 PM_{2.5}浓度相关性最强的目标地理要素。对识别出的地理要素与对应的 PM_{2.5}季平均浓度进行多元线性回归分析。然后在研究区生成一定空间分辨率的网格(本研究为 1 km×1km),利用得到的回归方程计算各个预测点的相关地理变量,标准化处理后根据模型方程算出各个网格点的 PM_{2.5}浓度预测值,加密样点并采用 Kriging 空间插值法得到南昌市中心城区各季 PM_{2.5}浓度空间模拟图。

2.2 植被覆盖度计算方法

像元二分模型的基本原理是:假设某像元信息由植被部分和无植被覆盖部分(裸土)构成。因此得到像元信息的计算公式:

$$R = F_c \times R_v + (1 - F_c) \times R_s$$

式中,任意像元信息的值为 R ,植被部分像元信息为 R_v ,无植被覆盖部分为 R_s , F_c 为植被覆盖度。

植被覆盖度是指植被冠层垂直投影面积与土壤总面积的比值。归一化植被指数是反映地表植被状况的最佳定量值之一,与植被覆盖度具有显著的正相关关系。因此将 NDVI 与像元二分模型相结合,将像元信息选择为 NDVI 时,植被覆盖度计算公式可表示为:

$$F_c = \frac{\text{NDVI} - \text{NDVI}_{\text{soil}}}{\text{NDVI}_{\text{veg}} - \text{NDVI}_{\text{soil}}}$$

式中,NDVI 为栅格图上某像元的 NDVI 实际值,NDVI_{soil} 代表全裸土区域的 NDVI 值,NDVI_{veg} 代表完全被植被覆盖区域的 NDVI 值。由于遥感影像受大气环境和地表温湿度变化的影响,存在干扰和噪音产生误差,NDVI_{soil}与NDVI_{veg}的值会随着时间的变化而改变。利用 ENVI 5.3 软件统计分析,得到 NDVI 累计概率分布表,选择合适的置信度,选取 5%附近的 NDVI 值作为NDVI_{soil},选取 95%附近的 NDVI 值为NDVI_{veg}。

2.3 随机抽样与尺度效应分析

本研究首先采用随机抽样的方法,在研究区域内 2240 个像元中选取 10%,以选取栅格为中心,以 LUR 模型构建尺度为参考,设定系列半径的缓冲区,统计每个缓冲区内 PM_{2.5}浓度、植被覆盖度的平均值。对四季的 PM_{2.5}浓度与各不同缓冲区范围内的植被覆盖度进行相关性分析,结合相关分析结果,建立最优回归模型,并进行尺度效应分析。

3 结果与分析

3.1 PM_{2.5}浓度分布模拟

3.1.1 LUR 模型变量的确定

根据已有关于 LUR 模型的研究,常用于 LUR 模型构建的自变量有土地利用、道路交通、人口密度、地理要素(气候、气象、位置等)^[24,27]。本文基于 LUR 模型常用的地理变量,在综合考虑数据可获取性和影响 PM_{2.5}浓度的主要因素的基础上,选取了人口、土地利用、道路与气象等 4 大类预测因子共 12 个变量作为模型的自变量(表 1)。参照阳海鸥等对南昌市中心城区的相关研究成果^[25],考虑城市规模与研究尺度,以研究区 9 个监测点为中心,建立 6 种半径(300、600、900、1200、2400、4800 m)的缓冲区。道路因子用缓冲区内道路密度表示,统计缓冲区内各类道路长度除以缓冲区的面积得到道路密度比;土地利用因子中选取了对 PM_{2.5}浓度影响最为明显的生态用地与工业用地两个变量,生态用地面积比用研究区域内林地、草地等绿地与大型水体面积除以缓冲区面积表示;南昌市流动人口较多,通常使用的户籍人口不能完全反映人口现状,而且户籍人口是按行政单位统计的,与构建的缓冲区范围的对应性不强。综合分析认为,南昌市人口主要依附于居住用地,与居住用地具有正相关关系,因此人口因子在本研究中采用缓冲区内居住用地面积近似表示^[11]。

3.1.2 LUR 模型构建和精度检验

在将自变量与 PM_{2.5}进行相关分析之后,根据相关性分析的结果,进行变量筛选,最终构建的最优多元回

归如表 2 所示。从表 2 可知,春、夏、秋、冬四季的 LUR 模型调整的 R^2 值分别为 0.86、0.76、0.87、0.54,构建模型的自变量能解释 50% 以上的 $PM_{2.5}$ 浓度变化,模型拟合情况好,解释能力强。

表 1 预测变量分类与处理

Table 1 Classification and processing of predictive variables

变量类别 Variable type	变量名称 Variable name	处理方法 Processing methods
道路因子 Traffic factor	主干道密度($X_{MROAD300-1200}$)、次干道密度($X_{SROAD300-1200}$)、 道路总密度($X_{TROAD300-1200}$)	缓冲区内各类道路长度/缓冲区面积
土地利用因子 Land use factor	生态用地面积比($X_{ELP300-1200}$)	缓冲区内生态用地/缓冲区面积
	工业用地面积比($X_{ILP300-1200}$)	缓冲区内工业用地面积/缓冲区面积
人口因子 Population factor	居住用地面积比($X_{RLP300-1200}$)	缓冲区内居住用地面积/缓冲区面积
气象因子 Weather factor	相对湿度(X_{RH})、温度(X_{TE})、气压(X_{AP})、水汽压(X_{VP})、 降水量(X_{PR})、风速(X_{WV})	直接获取

表 2 四季最优 LUR 模型结果

Table 2 Results for the optimal LUR models of four seasons

季节 Season	土地利用回归模型 Land use regression model	拟合优度 Goodness of fit (R^2)	调整 R^2
春 Spring	$Y = 43.393 + 1.899X_{ILP300} + 5.643X_{MROAD4800} + 0.355X_{RLP300} + 19.327X_{AP} - 1.633X_{RH}$	0.89	0.86
夏 Summer	$Y = 21.669 + 4.438X_{ILP600} + 5.991X_{MROAD4800} - 0.631X_{TE} - 0.821X_{PR}$	0.79	0.76
秋 Autumn	$Y = 34.953 + 5.792X_{RLP4800} + 2.882X_{ILP300} - 4.133X_{WV} + 2.972X_{AP}$	0.89	0.87
冬 Winter	$Y = 67.115 + 8.455X_{RLP4800} + 2.837X_{ILP} + 1.215X_{TE} - 8.264X_{RH}$	0.58	0.54

根据得到的四季最优 LUR 模型,对研究区进行四季 $PM_{2.5}$ 浓度模拟。先对研究区进行 $1\text{km} \times 1\text{km}$ 网格化处理生成 400 个预测点,计算各个预测点的相关地理变量,标准化处理后根据模型方程算出各个网格点出 $PM_{2.5}$ 浓度预测值,从中抽取 80% 的预测点,利用 Kriging 空间插值法生成四季的 $PM_{2.5}$ 浓度空间分布图(图 2),再用剩余 20% 的浓度数据,采用交叉检验法对插值结果进行检验。检验结果表明,春、夏、秋、冬平均绝对误差率分别为 0.01、0.05、0.03、0.05;均方根误差分别为 0.76、2.89、4.58 和 5.52,说明四季 $PM_{2.5}$ 指标插值误差较小, $PM_{2.5}$ 浓度模拟效果良好。

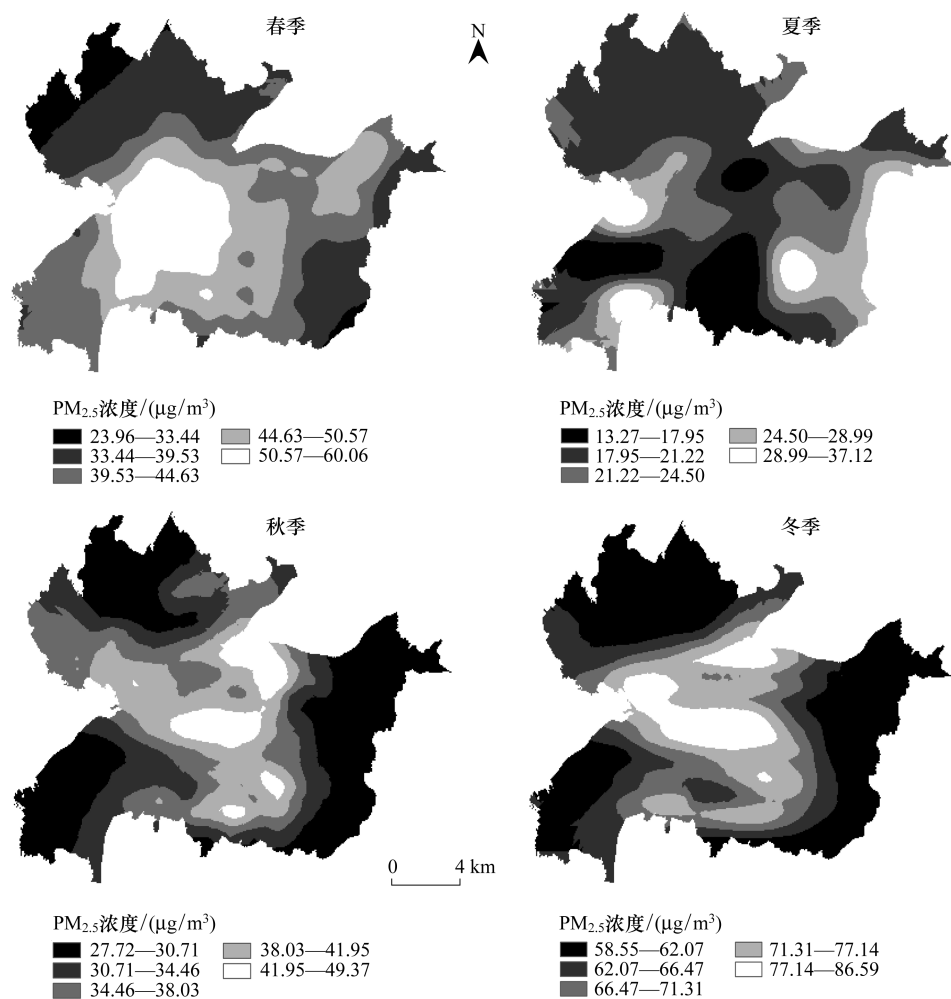
从图 2 可以看出,南昌市中心城区 $PM_{2.5}$ 分布具有明显的时空分异特征。不同季节 $PM_{2.5}$ 浓度具有明显差异。相对而言,冬季高,夏低。冬季低温少雨的气候气象条件不利于污染物扩散,使得南昌市冬季 $PM_{2.5}$ 浓度一直处于较高水平。而夏季的气象条件有利于 $PM_{2.5}$ 扩散,因此浓度相对较低。从空间上来看, $PM_{2.5}$ 浓度分布由城市中心向城市周边递减的层次明显。全年的高值区都集中在市中心,冬季尤其明显;低值区则主要分布在城市周边的植被与水体较多区域,如梅岭风景区、瑶湖和扬子洲附近。

3.2 植被覆盖度时空分布特征

南昌市中心城区植被覆盖度计算结果如图 3 所示。统计分析表明,研究区 2016—2018 年四季植被覆盖度均值分别为 0.52、0.57、0.55 和 0.50(图 3)。研究区域内植被高度覆盖区主要分布在梅岭风景区,中低度覆盖区主要在青云谱区、青山湖区。

3.3 地表植被覆盖度与 $PM_{2.5}$ 浓度空间分布的影响分析

初步对比 $PM_{2.5}$ 浓度与植被覆盖度空间分布结果发现, $PM_{2.5}$ 浓度高(低)值分布区与植被覆盖度低(高)值分布区相近。不同季节而言,夏秋两季 $PM_{2.5}$ 浓度值较低,冬春偏高;而研究区植被覆盖度则正好相反,夏秋高、冬春低。为了进一步研究植被覆盖度对 $PM_{2.5}$ 的影响及其对尺度的依赖性,我们在研究区 2240 个像元中,随机抽取了约 10% 的像元,共生成 230 个样点,并以各样点为中心,以 LUR 模型模拟尺度为基础,保证了研究

图2 PM_{2.5}浓度空间分布图Fig.2 Spatial distribution of PM_{2.5} concentrations of the four seasons

尺度的对应性,构建 300、500、1000、1500 m 为半径的缓冲区,统计各缓冲区内的 PM_{2.5}浓度与植被覆盖度的平均值,进行相关分析(表 3)。

表 3 植被覆盖度与 PM_{2.5}的相关性分析Table 3 Correlation between vegetation coverage and PM_{2.5}

季节 Season	缓冲区半径 Buffer radius	相关系数 Correlation coefficient	季节 Season	缓冲区半径 Buffer radius	相关系数 Correlation coefficient
春 Spring	300	-0.720 **	秋 Autumn	300	-0.718 **
	500	-0.750 **		500	-0.714 **
	1000	-0.724 **		1000	-0.654 **
	1500	-0.664 **		1500	-0.559 **
夏 Summer	300	-0.675 **	冬 Winter	300	-0.719 **
	500	-0.681 **		500	-0.738 **
	1000	-0.622 **		1000	-0.677 **
	1500	-0.549 **		1500	-0.658 **

** $P < 0.01$

从表 3 可以看出,植被覆盖度与 PM_{2.5}浓度在本研究所选择的任何尺度上,都呈显著负相关关系,但同一个季节不同尺度下以及同一个尺度下不同季节,植被覆盖度与 PM_{2.5}浓度相关系数存在明显差异。春季、夏季

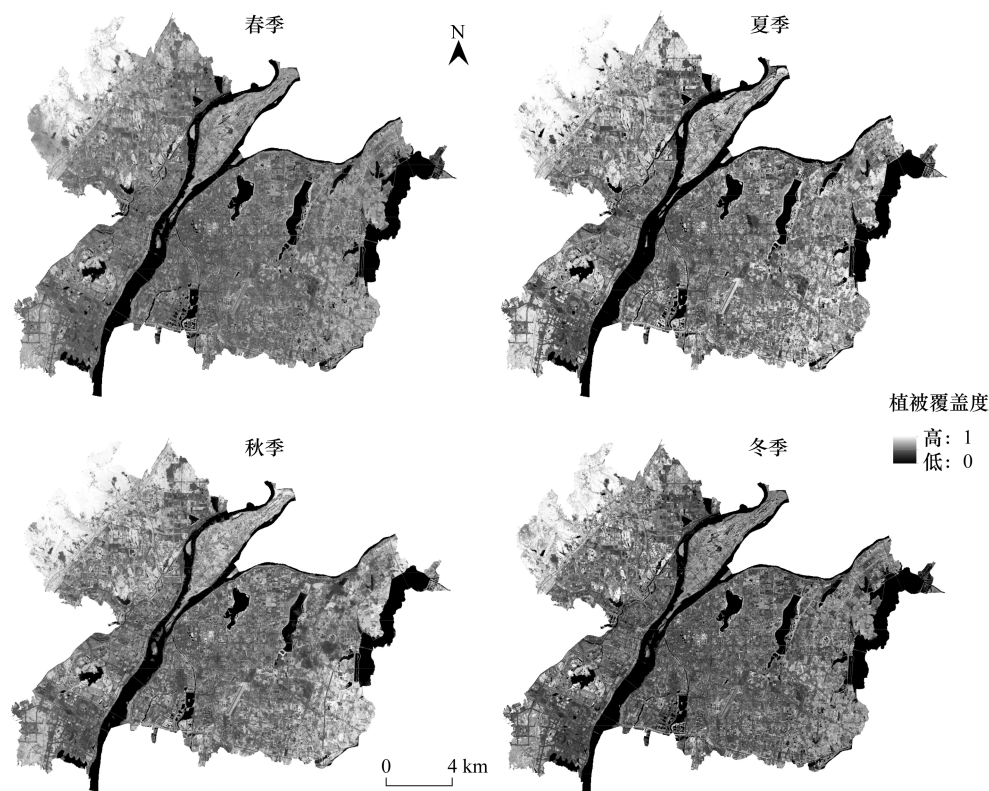


图 3 植被覆盖度空间分布图

Fig.3 Spatial distribution of vegetation coverage of four seasons

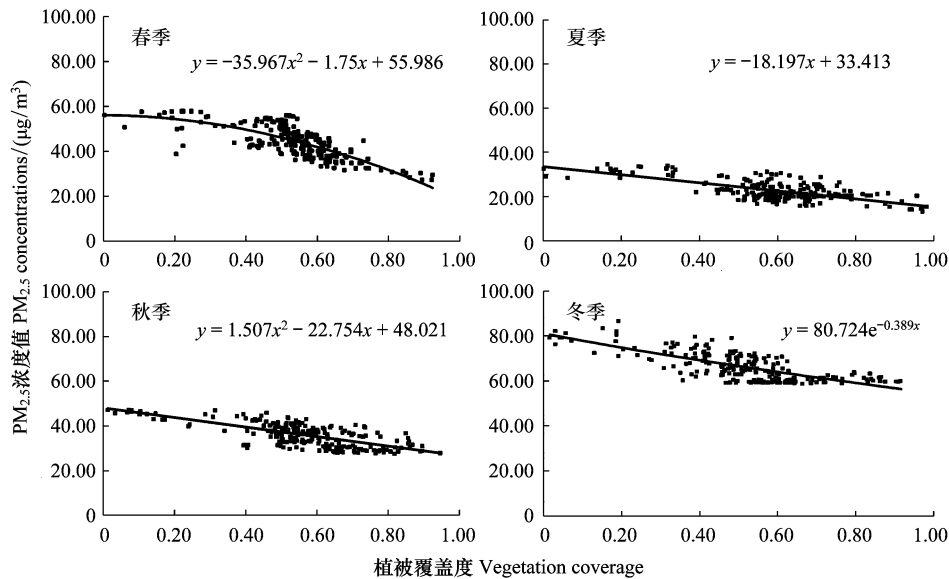
和冬季的植被覆盖度与 $PM_{2.5}$ 浓度相关性在 500 m 尺度上表现最显著,而秋季则是在 300 m 尺度上相关性最显著。总体而言,四季均在 500 m 尺度上表现出较强的相关性,这个关系可以近似理解为地表植被覆盖对 $PM_{2.5}$ 影响作用范围为 500 m。

为进一步研究南昌市中心城区植被覆盖度以何种方式影响 $PM_{2.5}$ 浓度与分布,结合相关分析结果,选择四季最优尺度(春、夏、冬季为 500 m,秋季 300 m)下植被覆盖度与 $PM_{2.5}$ 浓度值数据,选用了线性、对数、逆函数、二次曲线、三次曲线、幂函数、复合模型、Logistic 回归模型、增长模型以及指数分布等 10 个模型进行回归分析,并对各拟合曲线进行拟合度以及检验精度进行比较,选择每季最优回归模型,结果如表 4 与图 4 所示。

表 4 四季最优回归模型及参数

Table 4 The results of the optimal regression models and parameter evaluation in four seasons

季节 Season	回归模型 Regression model	变量 Variable	方程参数 Equation parameters					检验 Test
			B	Beta	t	Sig.	R ²	均方根误差 Root mean square error
春 Spring	二次曲线模型	Constant	55.986	—	27.182	0.00	0.601	5.423
		VC	-1.75	-0.036	-0.22	0.05		
夏 Summer	Conic model	VC**2	-35.967	-7.741	-4.587	0.03	0.464	5.486
	线性模型	Constant	33.413	—	56.326	0.01		
秋 Autumn	二次曲线模型	VC	-18.197	-0.681	-13.738	0.05	0.516	5.836
		Constant	48.021	—	36.969	0.00		
冬 Winter	Conic model	VC	-22.754	-0.768	-4.488	0.01	0.549	5.149
		VC**2	1.507	0.052	0.302	0.05		
	指数模型	Constant	80.724	—	74.457	0.03		
	Exponential model	VC	-0.389	-0.734	-15.79	0.05		

图 4 四季 PM_{2.5}与植被覆盖度最优回归方程Fig.4 Optimal equation models of PM_{2.5} and vegetation coverage in four seasons

由表 4 可知,四季最优回归模型的 R^2 分别为 0.601、0.464、0.516、0.549。除夏季 R^2 略低于 0.5,其余都在 0.5 以上,说明回归模型具有良好的解释能力。运用交叉检验法对建立的四季 PM_{2.5}与植被覆盖度关系最优模型进行精度检验,得出春、夏、秋、冬四季检验样本均方根误差分别为 5.423、5.486、5.836、5.149,说明构建的四季拟合模型误差小,效果良好。春、秋两季植被覆盖度与 PM_{2.5} 浓度之间二次曲线模型拟合度最高,夏季则是线性模型表现较好,冬季的植被覆盖度与 PM_{2.5} 浓度之间呈显著的指数关系。总体而言,植被覆盖度与 PM_{2.5} 浓度之间存在非线性关系,影响方式比较复杂。

进一步研究发现,不同的 PM_{2.5} 浓度水平下,植被覆盖度对 PM_{2.5} 浓度的影响程度也存在差异。PM_{2.5} 浓度越高,PM_{2.5} 随植被覆盖度变化的幅度就越大。通过图 4 结合计算结果可知,当 PM_{2.5} 浓度水平低于 35 $\mu\text{g}/\text{m}^3$,拟合的曲线比较平缓,植被覆盖度的增减对 PM_{2.5} 浓度的影响相对较小;当 PM_{2.5} 浓度在 30—50 $\mu\text{g}/\text{m}^3$ 之间,曲线变化幅度开始加速;当 PM_{2.5} 浓度水平达到 55 $\mu\text{g}/\text{m}^3$ 以上,曲线变化幅度继续增大,每增加 10% 的植被覆盖度,PM_{2.5} 质量浓度大约下降 3—6 $\mu\text{g}/\text{m}^3$ 。

4 结论与讨论

本文利用南昌市中心城区 9 个空气质量监测点 2016—2018 年三年 PM_{2.5} 日均浓度数据,在收集相关地理要素的基础上,建立 LUR 模型加密样点,并采用 Kriging 空间插值法高精度模拟研究区四季 PM_{2.5} 浓度分布;基于 NDVI 的像元二分模型,基于 2016—2018 年三年典型月份遥感数据,估算南昌市中心城区四季平均植被覆盖度;基于统计回归与随机抽样,耦合不同尺度上 PM_{2.5} 浓度与植被覆盖度,构建最优回归模型,研究植被覆盖度对 PM_{2.5} 浓度的影响方式。研究结果表明:

1) 基于同一季节气象条件基本相似的假设,分别季节,通过构建 LUR 模型加密样点,采用 Kriging 空间插值能高精度模拟 PM_{2.5} 空间分布。这种模拟方法与思路在很大程度上弥补了监测点不足、难以单纯采用空间插值法高精度模拟的问题,使得准确、定量分析植被覆盖度对 PM_{2.5} 浓度的影响成为可能。

2) 植被覆盖度与 PM_{2.5} 浓度在本研究选择的尺度上,都是呈显著负相关关系。不同尺度下,植被覆盖度与 PM_{2.5} 浓度的相关性有一定差异,春、夏、冬季 500 m 尺度下,秋季则在 300 m 尺度下相关性最强。

3) 植被覆盖度对 PM_{2.5} 浓度影响的方式比较复杂,不同的季节,表现方式具有一定差异。总体来说,曲线

回归模型的拟合度优于线性回归模型拟合度,植被覆盖度与 $\text{PM}_{2.5}$ 浓度之间存在较为复杂非线性关系。

4) 不同的 $\text{PM}_{2.5}$ 浓度水平下,植被覆盖度对 $\text{PM}_{2.5}$ 浓度的影响程度也存在差异。 $\text{PM}_{2.5}$ 浓度越高,构建的模型曲线变化幅度越大,植被覆盖度对 $\text{PM}_{2.5}$ 浓度的影响越明显。

本研究提出的基于景观梯度性特征的耦合植被景观格局与 $\text{PM}_{2.5}$ 浓度的研究思路,有效的揭示了地表植被景观对 $\text{PM}_{2.5}$ 浓度分布的影响与尺度效应,与基于景观镶嵌性特征的相关研究相互补充,完善了地表植被景观格局对 $\text{PM}_{2.5}$ 浓度影响研究的理论与方法。需要指出的是,本研究虽然得出了植被覆盖度对 $\text{PM}_{2.5}$ 浓度的影响与尺度效应,构建了最优回归模型,但这是基于宏观区域尺度而言的。在更为微观的尺度研究影响机理还不够,这需从 $\text{PM}_{2.5}$ 产生的源、植被生理过程对 $\text{PM}_{2.5}$ 的吸附影响等方进行解析。只有这两方面的研究都齐全,研究结论才能为编制科学合理的城市绿地空间规划提供依据。此外,为了尽量使得 $\text{PM}_{2.5}$ 季平均浓度与植被覆盖度对应,本研究采用了与 $\text{PM}_{2.5}$ 监测时期较为一致的各季节代表性月份数据。由于遥感数据是某一天的瞬时数据,与真实的季平均数据有差异,存在一定误差,结果还要经过实践的检验,这些都是是本研究下一步深入的方向。

参考文献 (References):

- [1] Peng J, Chen S, Lü H L, Liu Y X, Wu J S. Spatiotemporal patterns of remotely sensed $\text{PM}_{2.5}$ concentration in China from 1999 to 2011. *Remote Sensing of Environment*, 2016, 174: 109-121.
- [2] Han L J, Zhou W Q, Li W F, Li L. Impact of urbanization level on urban air quality: a case of fine particles ($\text{PM}_{2.5}$) in Chinese cities. *Environmental Pollution*, 2014, 194: 163-170.
- [3] Hoek G, Beelen R, de Hoogh K, Vienneau D, Gulliver J, Fischer P, Briggs D. A review of land-use regression models to assess spatial variation of outdoor air pollution. *Atmospheric Environment*, 2008, 42(33): 7561-7578.
- [4] Wu D W, Fung J C H, Yao T, Lau A K H. A study of control policy in the Pearl River Delta region by using the particulate matter source apportionment method. *Atmospheric Environment*, 2013, 76: 147-161.
- [5] Zhang H F, Wang Z H, Zhang W Z. Exploring spatiotemporal patterns of $\text{PM}_{2.5}$ in China based on ground-level observations for 190 cities. *Environmental Pollution*, 2016, 216: 559-567.
- [6] Geng G N, Zhang Q, Martin R V, van Donkelaar A, Huo H, Che H Z, Lin J T, He K B. Estimating long-term $\text{PM}_{2.5}$ concentrations in China using satellite-based aerosol optical depth and a chemical transport model. *Remote Sensing of Environment*, 2015, 166: 262-270.
- [7] Steinle S, Reis S, Sabel C E. Quantifying human exposure to air pollution—Moving from static monitoring to spatio-temporally resolved personal exposure assessment. *Science of the Total Environment*, 2013, 443: 184-193.
- [8] Tian Y Z, Shi G L, Huang-Fu Y Q, Song D L, Liu J Y, Zhou L D, Feng Y C. Seasonal and regional variations of source contributions for PM_{10} and $\text{PM}_{2.5}$ in urban environment. *Science of the Total Environment*, 2016, 557-558: 697-704.
- [9] 贾梦唯, 赵天良, 张祥志, 吴香华, 汤莉莉, 王黎明, 陈煜升. 南京主要大气污染物季节变化及相关气象分析. *中国环境科学*, 2016, 36(9): 2567-2577.
- [10] 江琪, 王飞, 张恒德, 何佳宝. 北京市 $\text{PM}_{2.5}$ 和气态前体物相关关系分析. *环境科学与技术*, 2018, 41(4): 77-84.
- [11] Yang H O, Chen W B, Liang Z F. Impact of land use on $\text{PM}_{2.5}$ pollution in a representative city of middle China. *Journal of Environment and Public Health*, 2017, 14(5): 462.
- [12] Wu J S, Xie W D, Li W F, Li J C. Effects of urban landscape pattern on $\text{PM}_{2.5}$ pollution—a Beijing case study. *PLoS One*, 2015, 10(11): e0142449.
- [13] 韦晶, 孙林, 刘双双, 段德宏, 郭亚敏, 米雪婷, 田信鹏, 于会泳. 大气颗粒物污染对土地覆盖变化的响应. *生态学报*, 2015, 35(16): 5495-5506.
- [14] 李琪, 陈文波, 郑蕉, 谢涛, 卢陶捷. 南昌市中心城区绿地景观对 $\text{PM}_{2.5}$ 的影响. *应用生态学报*, 2019, 30(11): 3855-3862.
- [15] 史军娜, 张罡, 安海龙, 曹学慧, 刘超, 尹伟伦, 夏新莉. 北京市 16 种树木吸附大气颗粒物的差异及颗粒物研究. *北京林业大学学报*, 2016, 38(12): 84-91.
- [16] 孙晓丹, 李海梅, 刘霞, 徐萌. 不同绿地结构消减大气颗粒物的能力. *环境化学*, 2017, 36(2): 289-295.

- [17] 苏维, 赖新云, 赖胜男, 古新仁, 张志坚, 张帅珺, 黄国贤, 刘苑秋. 南昌市城市空气 $PM_{2.5}$ 和 PM_{10} 时空变异特征及其与景观格局的关系. 环境科学学报, 2017, 37(7): 2431-2439.
- [18] 王静, 周伟奇, 许开鹏, 颜景理. 京津冀地区城市化对植被覆盖度及景观格局的影响. 生态学报, 2017, 37(21): 7019-7029.
- [19] 陈文波, 肖笃宁, 李秀珍. 景观指数分类、应用及构建研究. 应用生态学报, 2002, 13(1): 121-125.
- [20] 梁照凤, 陈文波, 郑蕉, 卢陶捷. 南昌市中心城区主要大气污染物分布模拟及土地利用对其影响. 应用生态学报, 2019, 30(3): 1005-1014.
- [21] 傅伯杰. 地理学综合研究的途径与方法: 格局与过程耦合. 地理学报, 2014, 69(8): 1052-1059.
- [22] 梁照凤, 陈文波, 郑蕉. 南昌市中心城区土地集约利用水平对主要大气污染物的影响. 应用生态学报, 2018, 29(5): 1705-1714.
- [23] 王新, 聂燕, 陈红, 王博, 黄韬, 夏敦胜. 兰州城区大气 $PM_{2.5}$ 污染特征及来源解析. 环境科学, 2016, 37(5): 1619-1628.
- [24] 吴健生, 谢舞丹, 李嘉诚. 土地利用回归模型在大气污染时空分异研究中的应用. 环境科学, 2016, 37(2): 413-419.
- [25] 阳海鸥, 陈文波, 梁照凤. LUR 模型模拟的南昌市 $PM_{2.5}$ 浓度与土地利用类型的关系. 农业工程学报, 2017, 33(6): 232-239.
- [26] 张云伟, 王晴茹, 陈嘉, 刘随心, 胡塔峰, 顾兆林. 城市街谷内 $PM_{2.5}$ 浓度时空变化及影响因素分析. 中国环境科学, 2016, 36(10): 2944-2949.
- [27] 汉瑞英, 陈健, 王彬. 利用 LUR 模型模拟杭州市 $PM_{2.5}$ 质量浓度空间分布. 环境科学学报, 2016, 36(9): 3379-3385.