DOI: 10.5846/stxb202104301140

蔡清楠, 车扬子, 孙凌瑜, 田佳欣, 房德琳, 陈彬, 罗明. 珠三角地区 PM_{2.5} 浓度估算及其健康效应评估. 生态学报, 2021, 41(22): 8977-8990.

Cai Q N, Che Y Z, Sun L Y, Tian J X, Fang D L, Chen B, Luo M. PM_{2.5} concentration prediction and its health effect in the Pearl River Delta of China. Acta Ecologica Sinica, 2021, 41(22): 8977-8990.

珠三角地区 PM_{2.5} 浓度估算及其健康效应评估

蔡清楠^{1,2}, 车扬子², 孙凌瑜^{2,3}, 田佳欣^{2,4}, 房德琳^{1,*}, 陈彬⁵, 罗明²

1 北京师范大学地理科学学部, 北京 100875

2 中山大学地理科学与规划学院, 广州 510275

3 武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室, 武汉 430079

4 中国科学院地理科学与资源研究所资源与环境信息系统国家重点实验室, 北京 100101

5 北京师范大学环境学院, 北京 100875

摘要:快速的社会经济发展导致城市出现以 PM_{2.5} 为首要污染物的空气污染问题, PM_{2.5} 污染严重危害人群健康。因此, 厘清 PM_{2.5} 时空分布特征并估算其带来的健康影响, 对于 PM_{2.5} 的区域联防联控具有重要意义。现有研究中, 为弥补地面监测数据的不足, 借助机器学习算法估算 PM_{2.5} 浓度成为研究热点, 此外, 基于流行病学研究结果的健康效应模型也被广泛用于评估 PM_{2.5} 健康影响的研究中。利用珠江三角洲地区 2014—2018 年 56 个空气质量监测站的 PM_{2.5} 实时监测数据、气象数据、社会经济数据和归一化植被指数, 构建随机森林模型, 多要素联合估算 2000—2018 年监测站点的 PM_{2.5} 浓度, 并采用克里金插值方法获得 PM_{2.5} 浓度的空间分布, 在此基础上应用全球暴露死亡 (GEMM) 模型, 评估珠三角地区的 PM_{2.5} 健康效应。结果表明: (1) 2000—2018 年期间, 珠三角地区的 PM_{2.5} 算术年均浓度维持在 35 μg/m³ 左右, 呈现“西北—东南”递减空间分异; 降水量、温度、风速和水汽压等气象因子对 PM_{2.5} 浓度具有负向影响, GDP 和人口密度等社会经济因子对 PM_{2.5} 浓度具有正向影响。(2) 2000—2018 年期间, 珠三角地区 PM_{2.5} 人口加权年均浓度均低于 PM_{2.5} 算术年均浓度, 表明珠三角地区人口密度和 PM_{2.5} 浓度未呈现明显的空间匹配关系, 例如肇庆 PM_{2.5} 浓度较高但人口密度较低, 深圳 PM_{2.5} 浓度较低但人口密度较高。(3) 2000—2018 年期间, 珠三角地区 PM_{2.5} 污染对于缺血性心脏病和中风的健康影响较显著, 而对下呼吸道感染的健康影响较弱。区域 PM_{2.5} 相关过早死亡人数逐渐增多, 主要集中在 PM_{2.5} 浓度和人口密度较高的地区, 例如珠三角中心地区, 以广州中心城区表现明显。本研究建议珠三角地区加大空气污染治理力度, 提高医疗服务水平, 同时关注城市人口结构, 引导城市人口有序流动迁移, 以缓解 PM_{2.5} 带来的健康影响, 实现城市化的健康发展。

关键词: 随机森林模型; PM_{2.5} 时空分布; GEMM 模型; 健康效应; 珠三角地区

PM_{2.5} concentration prediction and its health effect in the Pearl River Delta of China

CAI Qingnan^{1,2}, CHE Yangzi², SUN Lingyu^{2,3}, TIAN Jiaxin^{2,4}, FANG Delin^{1,*}, CHEN Bin⁵, LUO Ming²

1 Faculty of Geographical Science, Beijing Normal University, Beijing 100875, China

2 School of Geography and Planning, Sun Yat-Sen University, Guangzhou 510275, China

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

4 State Key Laboratory of Resources and Environmental Information System, Institute of Geographical Sciences and Natural Resources Research, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China

5 School of Environment, Beijing Normal University, Beijing 100875, China

Abstract: Rapid urbanization has led to severe air pollution in China cities, especially fine particulate matter (PM_{2.5})

基金项目: 国家自然科学基金重大项目 (72091511); 中央高校基本科研业务费专项资金 (2020NTST04) 资助

收稿日期: 2021-04-30; **接收日期:** 2021-10-18

* 通讯作者 Corresponding author. E-mail: fangd@bnu.edu.cn

pollution, which threatens human health seriously and becomes one of the main air pollutants. The clarification of the spatiotemporal distribution of $PM_{2.5}$ and estimating its health impact are essential for joint prevention and control of $PM_{2.5}$ pollution. Machine-learning with the merits of the estimation of $PM_{2.5}$ concentration has become a research hotspot to fulfill the deficiency of ground monitoring data. Based on the results of epidemiological studies, health effect models have been widely used in $PM_{2.5}$ health impact estimation research. In this study, we utilized the real-time $PM_{2.5}$ monitoring data, meteorological data, socio-economic data and Normalized Differential Vegetation Index (NDVI) data from 56 air quality monitoring stations in the Pearl River Delta (PRD) of China during 2014—2018, and constructed the random forest model to estimate the $PM_{2.5}$ concentration in the PRD during 2000—2018. Then, the Global Exposure Mortality Model (GEMM) model was adopted to estimate the long-term variations of the $PM_{2.5}$ -related premature mortality in the PRD during 2000—2018. The main results of this study are as follow: (1) the $PM_{2.5}$ concentration in the PRD has maintained at about $35 \mu\text{g}/\text{m}^3$ during 2000—2018, showing a spatial differentiation that declined from northwest to southeast. Precipitation, temperature, wind speed and vapor pressure had a negative effect on $PM_{2.5}$ concentration, while GDP and population density had a positive effect on $PM_{2.5}$ concentration. (2) The population-weighted average $PM_{2.5}$ concentration was lower than the arithmetic average $PM_{2.5}$ concentration, indicating that there was no obviously spatial matching relationship between population density and $PM_{2.5}$ concentration. For instance, Zhaoqing had a high level of $PM_{2.5}$ concentration and a low level of population density, while Shenzhen had a low level of $PM_{2.5}$ concentration and a high population density. (3) $PM_{2.5}$ pollution in the PRD had a significant impact on ischemic heart disease and stroke, but a weak impact on low respiratory infections during 2000—2018. The number of $PM_{2.5}$ -related premature mortality has increased gradually and mainly concentrated in the center of the PRD, especially the central district of Guangzhou. This study suggests that the government should not only strengthen air pollution control efforts and improve the medical service level in city, but also pay more attention to the urban population structure and guide population migration orderly, which will facilitate the alleviation of the health impact of $PM_{2.5}$ pollution and promote healthy urbanization.

Key Words: random forest model; $PM_{2.5}$ spatiotemporal distribution; Global Exposure Mortality Model; health impact; the Pearl River Delta

大气污染严重威胁公众健康,是呼吸道疾病和心脑血管疾病的主要诱因之一,已成为全球性问题^[1-4]。直径 $\leq 2.5\mu\text{m}$ 的细颗粒物(Fine Particle Matter, $PM_{2.5}$)是导致雾霾的主要根源, $PM_{2.5}$ 能通过呼吸系统被人体直接吸入,并通过循环系统到达其他器官,严重危害人体健康^[5-7]。 $PM_{2.5}$ 的长期暴露成为主要的公共健康风险因素^[8],且年长者(特别是 >65 岁者)更易于受 $PM_{2.5}$ 污染的影响^[9-11]。2015年, $PM_{2.5}$ 暴露导致全球约420万人(95% CI: 370—480)的超额死亡,占全球死亡总人口数的7.6%, $PM_{2.5}$ 成为2015年全球第五大死亡风险因子^[12]。改革开放以来,中国经济实现腾飞,与此同时面临空气污染的巨大挑战,城市出现以 $PM_{2.5}$ 为首要污染物的空气污染问题^[13-14], $PM_{2.5}$ 的长期暴露成为中国第四大健康风险因素,2015年中国 $PM_{2.5}$ 相关过早死亡人口高达110万^[12]。珠三角地区是全国经济发达地区,区域因快速发展而导致的空气污染问题愈发严峻,同时,由于外来人口大量涌入,珠三角地区人口规模庞大,尤其是中心地区人口高度密集,因此,空气污染对区域人群的健康威胁巨大。2000年以来,珠三角地区已相继提出并实施多项空气污染治理政策^[15],并于2013年首次将 $PM_{2.5}$ 作为常规污染物监测项目。在此背景下,厘清珠三角地区 $PM_{2.5}$ 浓度及其健康效应的时空演变特征具有重要意义。

由于 $PM_{2.5}$ 实时监测站点空间分布不均且观测时间短,学者常通过空气质量模型模拟、利用遥感反演得到的气溶胶光学厚度(Aerosol Optical Depth, AOD)产品进行估算,以获得连续空间覆盖的近地面 $PM_{2.5}$ 历史浓度数据^[16-17]。利用AOD产品估算 $PM_{2.5}$ 浓度的统计模型,从简单的回归模型向更高级的地理加权回归、线性混合效应等模型发展^[18],后来引入对非线性关系具有超强拟合的机器学习算法,因其提高了模型的估算精度

而被广泛应用^[19-20]。在此基础上,学者采用空间统计模型、重力模型、空间自相关分析等方法探讨 PM_{2.5}的时空分布特征^[21-23],同时采用相关性分析、地理探测器、对数平均迪氏指数分解等方法探讨影响 PM_{2.5}浓度的驱动因素^[24-26],研究表明 PM_{2.5}浓度的空间变化是自然因素和人为因素共同作用的结果。在机器学习算法的应用中,相比于其他模型,随机森林(Random Forest, RF)通过确定每个节点的预测变量数和每个决策树的数目来获得最优估计^[20, 27],同时提供各变量影响 PM_{2.5}浓度变异的重要性指标,更合理地解释了 PM_{2.5}浓度的变化特征^[28],可以通过调整参与模型构建的参数,获得更精确的 PM_{2.5}浓度估算结果^[29-30]。

定量评估空气污染带来的健康损失,关键在于将空气质量的变化和人群健康效应终端(死亡率、患病率、住院率等)的变化联系起来,建立“暴露-响应”关系函数。在流行病学研究中,常采用“时间序列”和“病例交叉”研究方法评估大气污染的短期健康效应,采用“队列研究”方法评估大气污染的长期健康效应,研究结果是构建“暴露-响应”关系模型,基于模型可以评估大气污染对人体健康的影响。其中,针对 PM_{2.5}污染的长期健康效应,对应的“暴露-响应”关系模型经历了“简单线性模型-对数线性模型-综合暴露反应模型(Integrated Exposure-Response, IER)-全球暴露死亡模型(Global Exposure Mortality Model, GEMM)”的发展历程。2014年, Burnet 等在全球流行病学研究结果的基础上考虑了室内人群主动吸烟、二手烟和家庭燃料情形下的流行病学研究,提出 IER 模型,用以估算全球 PM_{2.5}相关疾病负担^[31]。2018年,在 IER 模型的基础上, Burnet 等应用全球 16 个国家针对人体长期暴露在室外 PM_{2.5}污染下的健康危害的 41 项流行病学研究结果(包含中国队列研究),尝试放松 IER 模型的强制假设,进一步优化室外 PM_{2.5}污染模拟,提出 GEMM 模型^[32]。学者常基于健康效应模型,分析 PM_{2.5}污染对人体健康的影响,并通过构建情景模拟,预测当 PM_{2.5}浓度降低至某空气质量标准后,区域可获得的健康效益^[15, 33-34]。

珠三角地区积极实施空气污染治理政策,但区域 PM_{2.5}浓度及其健康效应的时空演变特征尚不清楚,城市之间的差异仍有待进一步探索。基于此,本研究利用 2014—2018 年珠三角地区 56 个空气质量监测站点(图 1)对应的 PM_{2.5}历史浓度和多种影响因素数据,构建随机森林模型,估算 2000—2018 年各监测站点的 PM_{2.5}年均浓度,采用克里金空间插值方法获得 PM_{2.5}浓度的空间分布,应用 GEMM 模型核算 PM_{2.5}健康效应,探讨珠三角地区 PM_{2.5}浓度及其健康效应的时空分布特征,以期城市采取有效措施缓解 PM_{2.5}污染造成的健康影响提供科学参考,最终实现经济效益的提升和区域的和谐发展。

1 材料与方法

1.1 数据来源与处理

本研究构建随机森林模型估算长时间序列的 PM_{2.5}浓度,所需数据包括 PM_{2.5}地面监测站点的历史浓度数据、气象数据、归一化植被指数(Normalized Differential Vegetation Index, NDVI)和社会经济数据。(1) PM_{2.5}历史浓度监测数据来源于中国环境监测总站的全国城市空气质量实时发布平台,包括珠三角地区 56 个空气质量监测站 2014—2018 年每小时的 PM_{2.5}浓度数据,在构建随机森林模型前对数据进行处理,求得各监测站点逐月的 PM_{2.5}浓度。(2) 气象数据来源于爱荷华大学提供的全球陆地表面月度气候和气候水平衡数据(Terra Climate),其空间分辨率为 2.5 弧分(赤道约 4.625km),本研究通过 Google Earth Engine(GEE)平台(<https://earthengine.google.com/>)分别计算提取月度、年度珠三角地区 56 个空气质量监测站点对应的水汽压、气温、风速和累积降水量 4 个气象要素,获得 2014—2018 年逐月平均数据以及 2000—2018 年逐年平均数据。(3) NDVI 数据来源于 Terra 卫星中分辨率成像光谱仪 MOD13Q1, V006 版本数据,该卫星 16 d 过境一次,数据空间分辨率为 250m。本研究通过 GEE 平台计算提取珠三角地区 56 个空气质量监测站点对应的 NDVI 值(NDVI, 0—1),获得 2014—2018 年逐月平均数据及 2000—2018 逐年平均数据。(4) 社会经济数据包括人口密度和国内生产总值。人口密度数据来源于 WorldPop 网站(<https://www.worldpop.org/>)发布的 100m×100m 网格人口数据集,本研究在 GEE 平台上计算提取,获得珠三角地区 56 个空气质量监测站点对应的 2014—2018 年逐月平均数据及 2000—2018 逐年平均数据。国内生产总值数据来源于中科院资源环境数据云平台

图1 珠三角地区空气质量监测站点分布

Fig.1 Distribution of the air quality monitoring stations in the PRD

PRD: 珠三角地区 The Pearl River Delta

(<http://www.resdc.cn/>) 提供的 2000、2005、2010 和 2015 年空间分辨率为 $1\text{km}\times 1\text{km}$ 的中国 GDP 空间分布公里网格数据集,利用 ArcGIS 提取获得珠三角地区 56 个空气质量监测站点对应的国内生产总值,通过线性插值法获取 2000—2015 年各站点逐年的 GDP,并利用灰色预测法获得 2016—2018 年各站点逐年的 GDP。

本研究进一步采用 GEMM 模型核算 $\text{PM}_{2.5}$ 健康效应,所需数据包括 $\text{PM}_{2.5}$ 浓度空间分布数据、人口空间分布数据、疾病死亡人数和全国总人口数。(1) 本研究基于随机森林模型估算得到的 2000—2018 年珠三角地区空气质量监测站点的 $\text{PM}_{2.5}$ 年均浓度数据,在 ArcGIS 中进行克里金空间插值和重采样处理,获得空间分辨率为 1 km 的珠三角地区 $\text{PM}_{2.5}$ 浓度空间分布数据。(2) 人口空间分布数据来自于 East View 提供的由能源部橡树岭国家实验室 (ORNL) 开发的 LandScanTM 全球人口数据集 (LandScanTM Global Population Dataset, <https://landscan.ornl.gov/>)。该数据集基于 1 km 高分辨率 GIS 栅格和人口普查局国际项目中心提供的地方人口普查数据,描述 24 小时人口平均分布,空间人口分布精准且分辨率高 (<https://www.eastview.com/resources/e-collections/landscan/>)。本研究根据珠三角地区的行政边界,利用 ArcGIS 进行掩膜提取,获得空间分辨率为 1 km 的珠三角地区 2000—2018 年人口空间分布数据 (人/ km^2)。(3) 疾病死亡人数来自于 Global Burden of Disease (GBD) 平台 (<http://ghdx.healthdata.org/gbd-results-tool>) 提供的中国 2000—2018 年相关疾病不同年龄阶段人群的总死亡人数。(4) 全国总人口数来自于《中国统计年鉴》(2020 年) (<https://data.cnki.net/yearbook/Single/N2020100004>)。

1.2 模型介绍

1.2.1 随机森林模型

随机森林模型是由 Breiman 等人共同提出一种基于决策树的集成机器学习算法^[35],通过集成多个决策树从而提高模型的预测精度,可用于解决分类和回归问题。在回归问题中,随机森林通过计算变量的非线性作用,解决了一般回归分析所面临的多元共线性问题,体现变量间的交互作用,实现非线性回归^[36]。同其他回归模型一样,随机森林回归模型可以建立多个自变量 ($X_1, X_2, \dots, X_n$) 与因变量 Y 之间的多元回归模型^[36]。首先需要收集多个自变量与因变量的对应数据,将上述数据按照一定比例分为训练集和测试集,用训练集训

练随机森林模型,用测试集来估计模型对新数据的性能。随机森林模型构建后,可以在自变量已知和因变量未知的情况下,将已知自变量的值输入构建的随机森林模型,对因变量的值进行估算。基于随机森林回归模型原理,本研究旨在构建包含累积降雨量、温度、水汽压、风速、NDVI、人口密度和国内生产总值等自变量参数的随机森林回归模型,以估算珠三角地区的 PM_{2.5} 浓度。随机森林模型的 IncMSE (increase in mean squared error) 指标对自变量进行随机赋值,若自变量重要,则 MSE (mean squared error) 增加越多,可用于验证各自变量在 PM_{2.5} 浓度变异中的重要性,IncMSE 值越大表明该自变量的重要性越大^[28]。本研究构建的随机森林模型可简写为:

$$PM_{2.5} = RF(pr, temp, vap, vs, NDVI, pop, GDP) \quad (1)$$

式中,累积降水量 pr (mm)、气温 $temp$ (°C)、水汽压 vap (kPa)、风速 vs (m/s)、归一化植被指数 NDVI、人口密度 pop (人/km²) 和国内生产总值 pop (万元/km²); $PM_{2.5}$ 指的是因变量参数,即 56 个空气质量监测站点对应的 PM_{2.5} 浓度 (μg/m³)。

为了充实数据集使模型具有更好的泛化性能,本研究首先采用 2014—2018 年珠三角地区 56 个空气质量监测站点自变量和因变量的逐月数据构建随机森林模型,进行多个自变量和因变量之间的多元回归,再将 2000—2018 年各个自变量的年均数据带入所构建的随机森林模型中,用以估算 2000—2018 年各监测站点的 PM_{2.5} 年均浓度。具体步骤如下:(1) 将收集到的 2014—2018 年自变量和因变量的逐月数据,按照 3:1 的比例,随机分成训练集和测试集,采用 R 语言构建随机森林回归模型,使用决定系数 (R^2) 和 RMSE 两项指标来评估模型估算的 PM_{2.5} 浓度和地面实测值之间的相关性,同时分析各自变量与 PM_{2.5} 浓度之间的关系。(2) 基于所构建的模型,采用 2000—2018 年各自变量的年均数据,估算珠三角地区 56 个空气质量监测站点 2000—2018 年的 PM_{2.5} 年均浓度。

1.2.2 PM_{2.5}暴露风险评估模型

PM_{2.5}人口加权年均浓度又称人口加权暴露水平,用以量化人群暴露于 PM_{2.5} 污染环境中的时空差异^[37],是反映地区 PM_{2.5} 暴露水平的重要指标^[15]。为了评估珠三角地区人群实际的 PM_{2.5} 暴露风险,采用 PM_{2.5} 人口加权年均浓度作为人群 PM_{2.5} 暴露的表征,并比较 PM_{2.5} 人口加权年均浓度和 PM_{2.5} 算术年均浓度之间的差异。相关计算公式:

$$C_{pop} = \frac{\sum_{i=1}^n C_i P_i}{\sum_{i=1}^n P_i} \quad (2)$$

$$C_{mean} = \frac{\sum_{i=1}^n C_i}{n} \quad (3)$$

式中, C_{pop} 表示 PM_{2.5} 人口加权年均浓度, C_{mean} 表示 PM_{2.5} 算术年均浓度, i 表示栅格影像的第 i 个像元, n 表示栅格影像的像元数量, C_i 和 P_i 分别表示第 i 个像元的 PM_{2.5} 浓度和人口数^[38-39]。

1.2.3 GEMM 模型

GEMM 模型有 GEMM 5COD 和 GEMM NCD+LRI 两种评估模型。GEMM 5COD 考虑了以下五种疾病的独立影响:缺血性心脏病、中风、慢性肺阻塞、肺癌和下呼吸道感染。GEMM NCD+LRI 模型则综合考虑了非意外死亡,包括所有非传染性疾病和下呼吸道感染对健康的影响^[32]。本研究以 1km×1km 的空间网格单元为核算单元,分别使用两种评估模型,考虑 13 个不同年龄段人群对室外 PM_{2.5} 污染的不同健康反应,进行珠三角地区 PM_{2.5} 的健康影响评估,相关计算公式:

$$MR_j = \frac{M_j}{P} \quad (4)$$

$$\Delta M_{(i,j,k)} = MR_j \times \text{Pop}_i \times \frac{RR_{(j,k)} - 1}{RR_{(j,k)}} \quad (5)$$

$$RR_{(j,k)} = \exp \left[\frac{\ln \left(1 + \frac{C_i}{\alpha_{(j,k)}} \right)}{1 + \exp \left(\frac{\mu_{(j,k)} - C_i}{\pi_{(j,k)}} \right)} \right] \quad (6)$$

$$C_i = \max (0, \Delta C_i^0 - 2.4) \quad (7)$$

式中, i 表示栅格影像的第 i 个像元, j 表示第 j 种疾病, k 表示第 k 个年龄段; M_j 表示第 j 种疾病的全国总死亡人数; P 表示全国总人口数; MR_j 表示第 j 种疾病的基线死亡率; Pop_i 表示第 i 个像元的人口数; $RR_{(j,k)}$ 表示第 k 年龄段人群暴露在 $\text{PM}_{2.5}$ 污染中获得第 j 种疾病对应的相对风险度 (Relative Risk, RR); $\Delta M_{(i,j,k)}$ 表示第 j 种疾病、第 k 年龄段下第 i 个像元的 $\text{PM}_{2.5}$ 相关过早死亡人口; C_i^0 为第 i 个像元的原始 $\text{PM}_{2.5}$ 浓度值, C_i 表示考虑最低浓度值 $2.4 \mu\text{g}/\text{m}^3$ 后用于计算的第 i 个像元的 $\text{PM}_{2.5}$ 浓度值; θ, α, μ, π 为 GEMM 模型参数。该方法详细介绍见 Burnett 等的研究^[32]。

2 结果分析

2.1 随机森林模型估算结果

本研究根据①式, 基于珠三角地区 2014—2018 年 56 个空气质量监测站点的 $\text{PM}_{2.5}$ 浓度及 7 个自变量的逐月数据, 构建随机森林回归模型。7 个自变量在 $\text{PM}_{2.5}$ 浓度变异中的重要性评价如图 2 所示, 结果表明, NDVI、降水量和水汽压是解释珠三角地区中 $\text{PM}_{2.5}$ 浓度变化的前三个最重要变量。根据所构建的随机森林模型, 基于 2000—2018 年 7 个自变量的年均数据, 估算获得珠三角地区 56 个空气质量监测站点 2000—2018 年的 $\text{PM}_{2.5}$ 浓度。(1) 为评估随机森林模型的估算精度, 以 2014—2018 年实测的 $\text{PM}_{2.5}$ 浓度值为横坐标, 以 2014—2018 年估算的 $\text{PM}_{2.5}$ 浓度值为纵坐标, 绘制散点图如图 3 所示, 结果表明, 模型在高值点位处的估算值较低于实测值, 但估算值和实测值总体的符合情况较好, 模型估算 $\text{PM}_{2.5}$ 浓度和地面实测值之间的 R^2 为 0.824, RMSE 为 $2.898 \mu\text{g}/\text{m}^3$, 模型具有良好的学习能力, 能够有效估算 $\text{PM}_{2.5}$ 浓度。(2) 为展现各自变量对模型估算结果影响的函数关系, 本文绘制部分依赖图 (Partial Dependence Plot, PDP) 如图 4 所示, 其原理在于改变单一自变量的值并控制其他自变量不变, 绘制估算结果, 从而获得此变量变化所引起的估算变化。结果表明, $\text{PM}_{2.5}$ 浓度随降水量、温度、风速和水汽压的增加整体呈现下降趋势, 随 GDP、人口密度和 NDVI 的增加整体呈现上升趋势。可见, 累积降水量、温度、风速和水汽压等气象因子对 $\text{PM}_{2.5}$ 浓度具有负向影响, GDP 和人口密度等社会经济因子对 $\text{PM}_{2.5}$ 浓度具有正向影响。

图2 自变量重要性排序

Fig.2 The importance order of independent variables

2.2 PM_{2.5} 浓度时空分布特征

以 3 年为间隔,选取 2000—2018 期间 7 个样本年份,基于随机森林模型估算获得的各监测站点 PM_{2.5} 浓度数据,采用克里金插值法进行空间插值,得到珠三角地区 PM_{2.5} 浓度的空间分布情况如图 5 所示,结合表 1,结果表明:(1)时间上,2000—2006 年珠三角地区 PM_{2.5} 浓度整体呈现下降的趋势,2009 年后呈现增加的趋势。具体而言,肇庆表现较为明显,由 2000 年 40.23 μg/m³ 下降为 2006 年的 36.65 μg/m³,下降幅度为 8.90%,2009 年后浓度逐渐上升,2018 年上升为 41.30 μg/m³,上升幅度为 12.69%。而广州和佛山的 PM_{2.5} 浓度虽呈现波动状态,但整体上表现为浓度上升,上升幅度分别为 7.21% 和 7.07%;惠州的 PM_{2.5} 浓度同样呈现波动状态,但整体上表现为浓度下降,下降幅度为 3.43%。(2)空

间上,珠三角地区 PM_{2.5} 浓度的空间分布模式呈现“西北—东南”递减空间分异,即自内陆向沿海方向,PM_{2.5} 浓度逐渐降低,其中广州、佛山和肇庆 PM_{2.5} 浓度较高,深圳和珠海的浓度较低。珠三角地区沿海城市风速较大,空气扩散条件好,污染物易于扩散,PM_{2.5} 浓度较低,而远离海洋的北部地区城市因山脉阻隔等原因,空气扩散条件差,PM_{2.5} 浓度较高。因此,本研究结果验证了前人研究,即受距海远近和地形地势等自然因素影响,相比内陆地区,空气污染物在沿海地区更易于扩散^[20, 40]。

图 3 随机森林模型估算结果

Fig.3 Estimated results of random forest model

图 4 各自变量对 PM_{2.5} 浓度影响的随机森林模型依赖性关系

Fig.4 The partial dependence for estimated PM_{2.5} concentration based on several dependent variables

图5 2000—2018年珠三角地区PM_{2.5}浓度时空分布特征Fig.5 Spatiotemporal distribution characteristics of PM_{2.5} concentration in the PRD during 2000—2018

2.3 PM_{2.5}暴露风险评估

2000—2018年期间,珠三角地区的PM_{2.5}算术年均浓度在35μg/m³左右,呈现波动起伏状态,其中肇庆、广州和佛山的PM_{2.5}算术年均浓度均未达到国家一级标准35μg/m³(表1)。

为量化人群暴露于PM_{2.5}污染环境中的时空差异,探究珠三角地区人群实际的PM_{2.5}暴露风险,本研究考虑人口密度和PM_{2.5}浓度的空间关系,比较PM_{2.5}人口加权年均浓度和PM_{2.5}算术年均浓度之间的差异,若PM_{2.5}人口加权年均浓度大于PM_{2.5}算术年均浓度,则说明人口密度较大的地区具有较高的PM_{2.5}浓度,该地区的人口密度和PM_{2.5}浓度呈现明显的空间匹配关系,反之,若PM_{2.5}人口加权年均浓度小于PM_{2.5}算术年均浓度,则说明人口密度较大的地区具有较低的PM_{2.5}浓度,该地区的人口密度和PM_{2.5}浓度未呈现明显的空间匹配关系。

表 1 2000—2018 年珠三角地区各城市的 PM_{2.5}算术年均浓度和人口加权年均浓度Table 1 Arithmetic average PM_{2.5} concentration and population-weighted average PM_{2.5} concentration in the PRD during 2000—2018

城市 City	PM _{2.5} 算术年均浓度/(μg/m ³)							PM _{2.5} 人口加权年均浓度/(μg/m ³)						
	Arithmetic average PM _{2.5} concentration							Population-weighted average PM _{2.5} concentration						
	2000	2003	2006	2009	2012	2015	2018	2000	2003	2006	2009	2012	2015	2018
肇庆	40.23	37.46	36.65	36.69	39.81	38.95	41.30	40.33	37.87	36.24	36.39	39.04	38.69	41.12
广州	35.77	36.92	36.66	37.42	36.53	37.69	38.35	35.99	37.43	36.97	37.45	37.42	38.50	39.21
佛山	35.91	35.47	35.56	36.21	35.97	37.11	38.45	34.95	35.34	35.87	36.21	36.35	37.33	38.42
惠州	34.38	34.45	33.26	35.53	33.63	32.51	33.20	34.21	34.52	32.61	34.89	33.43	32.08	32.46
东莞	30.43	30.05	33.85	35.22	33.90	34.82	35.90	31.25	31.06	33.99	35.29	34.46	35.52	36.59
江门	31.01	29.41	30.79	33.35	29.72	31.73	32.84	30.77	28.61	29.89	32.88	29.70	31.21	31.97
深圳	28.12	29.75	32.37	33.84	29.11	30.16	30.55	28.19	31.28	30.76	32.72	28.23	29.45	30.13
中山	27.59	26.45	29.48	33.07	30.49	30.76	31.81	27.61	26.53	29.32	33.00	31.21	31.25	32.47
珠海	27.22	26.62	29.54	32.79	28.29	28.98	29.91	27.21	26.39	28.33	31.50	27.48	28.31	29.16
珠三角	34.92	34.01	34.19	35.57	34.87	35.08	36.37	33.92	33.28	33.65	35.08	33.74	34.50	35.44

珠三角地区 PM_{2.5}人口加权年均浓度与 PM_{2.5}算术年均浓度的差值结果如图 6 所示,2000—2018 年期间,珠三角地区的 PM_{2.5}人口加权年均浓度低于 PM_{2.5}算术年均浓度,表明区域内人口密度和 PM_{2.5}浓度未呈现明显的空间匹配关系,人口密度较大的地区具有较低的 PM_{2.5}浓度,而人口密度较低的地区具有较高的 PM_{2.5}浓度,例如内陆城市化水平较低的肇庆人口密度较低但 PM_{2.5}浓度较高,而沿海城市化水平较高的深圳人口密度高但 PM_{2.5}浓度较低。珠三角地区各城市的具体情况如下:(1)广州和东莞的 PM_{2.5}人口加权年均浓度均大于 PM_{2.5}算术年均浓度,江门和珠海的 PM_{2.5}人口加权年均浓度均小于 PM_{2.5}算术年均浓度,说明广州和东莞的人口密度和 PM_{2.5}浓度在空间上高度匹配,人口密度较高的地区具有较高的 PM_{2.5}浓度,PM_{2.5}人口暴露风险较大,江门和珠海则反之,PM_{2.5}人口暴露风险较小。(2)2003 年之前,肇庆、深圳和惠州的 PM_{2.5}人口加权年均浓度高于 PM_{2.5}算术年均浓度,以深圳表现最为明显,此后,三个城市的 PM_{2.5}人口加权年均浓度小于 PM_{2.5}算术年均浓度,表明三个城市人口密度较高的地区所对应的 PM_{2.5}浓度有逐渐降低的趋势,PM_{2.5}人口暴露风险逐渐降低。(3)2012 年之后,佛山和中山的 PM_{2.5}人口加权年均浓度高于 PM_{2.5}算术年均浓度,表明两个城市人口密度较高的地区所对应的 PM_{2.5}浓度有逐渐增大的趋势,PM_{2.5}人口暴露风险逐渐增大。

图 6 2000—2018 年 PM_{2.5}人口加权年均浓度与 PM_{2.5}算术年均浓度的差值 (Δ=PM_{2.5}人口加权年均浓度-PM_{2.5}算术年均浓度)Fig.6 The difference between the population-weighted average PM_{2.5} concentration and the arithmetic average PM_{2.5} concentration during 2000—2018 (Δ= the population-weighted average PM_{2.5} concentration-the arithmetic average PM_{2.5} concentration)

PPM_{2.5}:PM_{2.5}人口加权年均浓度 Population-weighted average PM_{2.5} concentration; PM_{2.5}:PM_{2.5}算术年均浓度 Arithmetic average PM_{2.5} concentration

2.4 $PM_{2.5}$ 健康效应评估

珠三角地区整体的 $PM_{2.5}$ 相关过早死亡人口数、不同年龄阶段人群对应的 $PM_{2.5}$ 相关过早死亡人口数、 $PM_{2.5}$ 相关过早死亡人口的空间分布情况如图 7—9 所示。结果表明: (1) 2000—2018 年期间, 珠三角地区 $PM_{2.5}$ 相关过早死亡人口数不断增加, 由 2000 年的 33.27 千人增加到 2018 年的 91.90 千人 (GEMM NC+LRI), 其中中年长者的 $PM_{2.5}$ 相关过早死亡人数较多。(2) 针对 GEMM 5COD 估算模型中的特定疾病类型, 中风 (Stroke) 和缺血性心脏病 (IHD) 是 $PM_{2.5}$ 污染所致过早死亡人口数最多的两种疾病, 而 $PM_{2.5}$ 污染所致的患有下呼吸道感染疾病 (LRI) 的死亡人数最少。2000、2003 和 2006 年人群长期暴露于 $PM_{2.5}$ 环境中, 因中风 (Stroke) 而过早死亡的人数最多, 分别为 9.69、17.27 和 17.50 千人; 此后, 2009、2012、2015 和 2018 年, 人群长期暴露于 $PM_{2.5}$ 环境中, 因缺血性心脏病 (IHD) 而过早死亡的人数最多, 分别为 19.12、25.89、28.67 和 31.33 千人。2000—2018 年期间, 因缺血性心脏病 (IHD) 而过早死亡的人数的增长率最大 (371.21%), 因慢性阻塞性肺病 (COPD) 而过早死亡的人数的增长率最小 (61.06%)。因此, 本研究认为珠三角地区 $PM_{2.5}$ 污染对于缺血性心脏病 (IHD) 和中风 (Stroke) 的健康影响较显著, 而对于下呼吸道感染 (LRI) 的健康影响较弱, 且 $PM_{2.5}$ 污染对于缺血性心脏病 (IHD) 的健康影响的程度逐渐增大。(3) 珠三角地区 $PM_{2.5}$ 相关过早死亡人口与 $PM_{2.5}$ 浓度的空间分布差异显著, $PM_{2.5}$ 相关过早死亡人口不仅分布集中在 $PM_{2.5}$ 浓度较高的地区, 也集中分布在人口密度较高的地区。例如广州中心城区 $PM_{2.5}$ 浓度高且人

图 7 2000—2018 年珠三角地区 $PM_{2.5}$ 相关过早死亡人数 (>25 岁)

Fig.7 Changes of $PM_{2.5}$ -related premature mortality (ages > 25) in the PRD during 2000—2018

LRI: 下呼吸道感染, Lower Respiratory Infections; LC: 肺癌; IHD: 缺血性心脏病; COPD: 慢性阻塞性肺病; Stroke: 中风; NC: 非传染性疾病

图 8 2000、2009、2018 年珠三角地区不同年龄群体的 $PM_{2.5}$ 相关过早死亡人数

Fig.8 The $PM_{2.5}$ age-specific premature mortality in 2000, 2009, 2018 in the PRD

图9 2018年珠三角地区 PM_{2.5}浓度、人口、PM_{2.5}相关过早死亡人口空间分布

Fig.9 Distribution of PM_{2.5} concentration, population and the PM_{2.5}-related premature mortality in the PRD in 2018

口密度大,其 PM_{2.5}相关过早死亡人口密度是高 PM_{2.5}浓度和高人口密度共同作用的结果;此外,东莞、深圳和中山的 PM_{2.5}浓度较低,但由于人口密度较大而成为 PM_{2.5}相关过早死亡人口高值区,其 PM_{2.5}相关过早死亡人口密度主要是高人口密度作用的结果。

珠三角地区各城市的 PM_{2.5}相关过早死亡人数和空间分布情况如图 10—11 所示。结果表明,东南沿海地区 PM_{2.5}浓度和人口密度较低的城市,对应的 PM_{2.5}相关过早死亡人数较少,诸如珠海和中山;PM_{2.5}浓度和人口密度较高的城市对应的 PM_{2.5}相关过早死亡人数较多,主要集中在珠三角中心地区,尤其以广州中心城区表现明显;2018 年广州、东莞和深圳的 PM_{2.5}相关过早死亡人数分别位居珠三角地区前三。

3 结论与建议

本研究基于随机森林模型估算 2000—2018 年珠三角地区空气质量监测站点的 PM_{2.5}浓度,采用克里金插值法获得 PM_{2.5}浓度的空间分布,并应用 GEMM 模型核算 PM_{2.5}长期暴露的健康效应,从时空角度揭示珠三角地区 PM_{2.5}浓度及其健康效应的时空演变规律。主要研究结论包括:

(1) 本研究构建的随机森林回归模型具有较高的精准性,能够有效估算 PM_{2.5}浓度,GDP、风速和 NDVI 是解释 PM_{2.5}浓度变化的前三个最重要变量,降水量、温度、风速和水汽压等气象因子对 PM_{2.5}浓度具有负向影响,GDP 和人口密度等社会经济因子对 PM_{2.5}浓度具有正向影响。

(2) 2000—2018 年期间,珠三角地区 PM_{2.5}浓度呈现自内陆向沿海递减的空间特征,空气污染物在沿海地

图10 2018年珠三角地区各城市的 PM_{2.5}相关过早死亡人数(> 25岁)

Fig.10 The PM_{2.5}-related premature mortality in the cities of PRD in 2018 (ages>25)

图 11 2018 年珠三角地区各城市的 PM_{2.5} 相关过早死亡人口分布 (>25 岁)

Fig.11 The PM_{2.5}-related premature mortality in the cities of PRD in 2018 (ages>25)

区更易于扩散,PM_{2.5}浓度较低,而远离海洋的北部地区城市因山脉阻隔等原因,空气扩散条件差,PM_{2.5}浓度较高。整体上,珠三角地区的 PM_{2.5}人口加权年均浓度低于 PM_{2.5}算术年均浓度,PM_{2.5}浓度和人口密度未呈现明显的空间匹配关系。就城市而言,广州城市化水平高,人口大量集聚,人口高度集聚区的社会经济活力旺盛,在快速发展的同时带来了 PM_{2.5}污染,使得人群面临较高的 PM_{2.5}暴露风险;佛山的城市化和工业化进程加快,引起 PM_{2.5}等空气污染物的大量排放,同时,社会经济的快速发展引起人口集聚,导致人口高密度区具有较高的 PM_{2.5}浓度,PM_{2.5}人口暴露风险增加;珠海的人口主要分布在香洲区,其作为典型的沿海地区,受风速等气象条件的负向影响,PM_{2.5}浓度较低,PM_{2.5}人口加权浓度小于 PM_{2.5}年均算术浓度,因此具有较低的 PM_{2.5}人口暴露风险。

(3)2000—2018 年期间,珠三角地区 PM_{2.5}污染对于缺血性心脏病(IHD)和中风(Stroke)的健康影响较显著,而对于下呼吸道感染(LRI)的健康影响较弱,且 PM_{2.5}污染对于缺血性心脏病(IHD)的健康影响的程度逐渐增大。

(4)2000—2018 年期间,在快速的城市化进程和人口老龄化趋势下,珠三角地区 PM_{2.5}相关过早死亡人数逐渐增加,PM_{2.5}相关过早死亡人口主要集中在 PM_{2.5}浓度和人口密度较高的地区,例如珠三角中心地区,尤其

以广州中心城区表现明显。

据此,珠三角地区在实施空气污染治理政策、提高医疗服务水平的同时,应关注城市人口结构,合理引导城市人口有序流动迁移,以尽可能减少因人口高度集聚而带来巨大健康损失,进而提升地区经济效益。针对不同城市可采取不同的应对措施,诸如针对高 PM_{2.5}浓度-低健康影响的肇庆,应注重城市发展模式,不断提升产业结构以降低 PM_{2.5}污染水平;针对低 PM_{2.5}浓度-高健康影响的深圳,应注重引导城市的人口流动;针对高 PM_{2.5}浓度-高健康影响的广州,不仅要注重城市发展模式以降低 PM_{2.5}浓度,同时要注重引导人口流动。在快速城市化进程和人口老龄化趋势下,从降低 PM_{2.5}浓度和引导城市人口流动的角度,采取侧重点不同的政策措施以引导城市发展,同时加大社会保障力度、提高医疗服务水平,可以帮助珠三角地区有效应对 PM_{2.5}污染问题,实现 PM_{2.5}的区域联防联控,缓解 PM_{2.5}带来的健康影响,最终实现区域社会效益的提升和城市化的健康发展。

参考文献 (References):

- [1] Zhang Y, Shen J, Ding F, Li Y, He L. Vulnerability assessment of atmospheric environment driven by human impacts. *Science of the Total Environment*, 2016, 571: 778-790.
- [2] Bayat R, Ashrafi K, Motlagh M S, Hassanvand M S, Daroudi R, Fink G, Künzli N. Health impact and related cost of ambient air pollution in Tehran. *Environmental Research*, 2019, 176: 108547.
- [3] GBD 2015 Risk Factors Collaborators. Global, regional, and national comparative risk assessment of 79 behavioural, environmental and occupational, and metabolic risks or clusters of risks, 1990—2015: a systematic analysis for the Global Burden of Disease Study 2015. *The Lancet*, 2016, 388(10053): 1659-1724.
- [4] Liu Z M, Yu L. Stay or leave? The role of air pollution in urban migration choices. *Ecological Economics*, 2020, 177: 106780.
- [5] Wu W J, Yao M H, Yang X C, Hopke P K, Choi H, Qiao X, Zhao X, Zhang J Y. Mortality burden attributable to long-term ambient PM_{2.5} exposure in China: using novel exposure-response functions with multiple exposure windows. *Atmospheric Environment*, 2021, 246: 118098.
- [6] 邹佳乐, 林尧林, 杨薇. 中国近年 PM_{2.5}污染研究进展. *环境污染与防治*, 2019, 41(3): 357-366, 366-366.
- [7] 薛涛, 刘俊, 张强, 耿冠楠, 郑逸璇, 同丹, 刘竹, 关大博, 薄宇, 朱彤, 贺克斌, 郝吉明. 2013—2017 年中国 PM_{2.5}污染的快速改善及其健康效益. *中国科学: 地球科学*, 2020, 50(4): 441-452.
- [8] Maji K J. Substantial changes in PM_{2.5} pollution and corresponding premature deaths across China during 2015—2019: a model prospective. *Science of the Total Environment*, 2020, 729: 138838.
- [9] 王志强, 徐艳龙, 肖长春, 冯晓亮, 郑莉, 李飞, 黄发源. 合肥市 2014—2016 年大气污染物 PM_{2.5}对居民循环系统疾病死亡效应的时间序列分析. *山东大学学报: 医学版*, 2018, 56(11): 48-52, 75-75.
- [10] 张永利, 莫哲, 易井萍, 王晓峰, 王芝芳. 舟山市大气 PM_{2.5}对居民循环系统疾病日死亡人数的影响. *环境与职业医学*, 2017, 34(3): 224-229.
- [11] Ho H C, Wong M S, Yang L, Chan T C, Bilal M. Influences of socioeconomic vulnerability and intra-urban air pollution exposure on short-term mortality during extreme dust events. *Environmental Pollution*, 2018, 235: 155-162.
- [12] Cohen A J, Brauer M, Burnett R, Anderson H R, Frostad J, Estep K, Balakrishnan K, Brunekreef B, Dandona L, Dandona R, Feigin V, Freedman G, Hubbell B, Jobling A, Kan H D, Knibbs L, Liu Y, Martin R, Morawska L, Pope III C A, Shin H, Straif K, Shaddick G, Thomas M, Van Dingenen R, Van Donkelaar A, Vos T, Murray C J L, Forouzanfar M H. Estimates and 25-year trends of the global burden of disease attributable to ambient air pollution: an analysis of data from the Global Burden of Diseases Study 2015. *The Lancet*, 2017, 389(10082): 1907-1918.
- [13] Chan C K, Yao X H. Air pollution in mega cities in China. *Atmospheric Environment*, 2008, 42(1): 1-42.
- [14] Han L J, Zhou W Q, Li W F, Li L. Impact of urbanization level on urban air quality: a case of fine particles (PM_{2.5}) in Chinese cities. *Environmental Pollution*, 2014, 194: 163-170.
- [15] Lu X C, Chen Y A, Huang Y Q, Chen D H, Shen J, Lin C Q, Li Z Y, Fung J C H, Lau A K H. Exposure and mortality apportionment of PM_{2.5} between 2006 and 2015 over the Pearl River Delta region in southern China. *Atmospheric Environment*, 2020, 231: 117512.
- [16] 杨昆, 杨玉莲, 朱彦辉, 李岑, 孟超. 中国 PM_{2.5}污染与社会经济的空间关系及成因. *地理研究*, 2016, 35(6): 1051-1060.
- [17] 韩婧, 李元征, 李锋. 2000—2015 年中国 PM_{2.5}浓度时空分布特征及其城乡差异. *生态学报*, 2019, 39(8): 2954-2962.
- [18] 杜震洪, 吴森森, 王中一, 汪愿愿, 张丰, 刘仁义. 基于地理神经网络加权回归的中国 PM_{2.5}浓度空间分布估算方法. *地球信息科学学报*, 2020, 22(1): 122-135.

- [19] 王子峰, 曾巧林, 陈良富, 陶金花, 范萌, 张泽宇. 利用卫星遥感数据估算 $PM_{2.5}$ 浓度的应用研究进展. 环境监控与预警, 2019, 11(5): 33-38.
- [20] Tian H, Zhao Y Q, Luo M, He Q Q, Han Y, Zeng Z L. Estimating $PM_{2.5}$ from multisource data: a comparison of different machine learning models in the Pearl River Delta of China. Urban Climate, 2021, 35: 100740.
- [21] 周亮, 周成虎, 杨帆, 王波, 孙东琪. 2000-2011 年中国 $PM_{2.5}$ 时空演化特征及驱动因素解析. 地理学报, 2017, 72(11): 2079-2092.
- [22] 王振波, 方创琳, 许光, 潘月鹏. 2014 年中国城市 $PM_{2.5}$ 浓度的时空变化规律. 地理学报, 2015, 70(11): 1720-1734.
- [23] 张运林, 睢晋玲, 吴炯, 林美霞, 陈龙, 陈天翼. 粤港澳大湾区 $PM_{2.5}$ 时空分布特征及其与气象要素的关系. 生态学报, 2021, 41(6): 2272-2281.
- [24] 周磊, 武建军, 贾瑞静, 梁念, 张凤英, 倪永, 刘明. 京津冀 $PM_{2.5}$ 时空分布特征及其污染风险因素. 环境科学研究, 2016, 29(4): 483-493.
- [25] Zhang Y, Shuai C Y, Bian J, Chen X, Wu Y, Shen L Y. Socioeconomic factors of $PM_{2.5}$ concentrations in 152 Chinese cities: decomposition analysis using LMDI. Journal of Cleaner Production, 2019, 218: 96-107.
- [26] Zhou L, Zhou C H, Yang F, Che L, Wang B, Sun D Q. Spatio-temporal evolution and the influencing factors of $PM_{2.5}$ in China between 2000 and 2015. Journal of Geographical Sciences, 2019, 29(2): 253-270.
- [27] Huang K Y, Xiao Q Y, Meng X, Geng G N, Wang Y J, Lyapustin A, Gu D F, Liu Y. Predicting monthly high-resolution $PM_{2.5}$ concentrations with random forest model in the North China Plain. Environmental Pollution, 2018, 242: 675-683.
- [28] 杨立娟. 基于两层随机森林模型估算中国东部沿海地区的 $PM_{2.5}$ 浓度. 国土资源遥感, 2020, 32(4): 137-144.
- [29] Deters J K, Zalakeviciute R, Gonzalez M, Rybarczyk Y. Modeling $PM_{2.5}$ urban pollution using machine learning and selected meteorological parameters. Journal of Electrical and Computer Engineering, 2017, 2017: 5106045.
- [30] Brokamp C, Jandarov R, Rao M B, LeMasters G, Ryan P. Exposure assessment models for elemental components of particulate matter in an urban environment: a comparison of regression and random forest approaches. Atmospheric Environment, 2017, 151: 1-11.
- [31] Burnett R T, Pope III C A, Ezzati M, Olives C, Lim S S, Mehta S, Shin H H, Singh G, Hubbell B, Brauer M, Anderson H R, Smith K R, Balme J R, Bruce N G, Kan H D, Laden F, Prüss-Ustün A, Turner M C, Gapstur S M, Diver W R, Cohen A. An integrated risk function for estimating the Global Burden of Disease attributable to ambient fine particulate matter exposure. Environmental Health Perspectives, 2014, 122(4): 397-403.
- [32] Burnett R, Chen H, Szyszkowicz M, Fann N, Hubbell B, Pope III C A, Apte J S, Brauer M, Cohen A, Weichenthal S, Coggins J, Di Q, Brunekreef B, Frostad J, Lim S S, Kan H D, Walker K D, Thurston G D, Hayes R B, Lim C C, Turner M C, Jerrett M, Krewski D, Gapstur S M, Diver W R, Ostro B, Goldberg D, Crouse D L, Martin R V, Peters P, Pinault L, Tjepkema M, Van Donkelaar A, Villeneuve P J, Miller A B, Yin P, Zhou M G, Wang L J, Janssen N A H, Marra M, Atkinson R W, Tsang H, Thach T Q, Cannon J B, Allen R T, Hart J E, Laden F, Cesaroni G, Forastiere F, Weinmayr G, Jaensch A, Nagel G, Concin H, Spadaro J V. Global estimates of mortality associated with long-term exposure to outdoor fine particulate matter. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 2018, 115(38): 9592-9597.
- [33] Maji K J, Ye W F, Arora M, Nagendra S M S. $PM_{2.5}$ -related health and economic loss assessment for 338 Chinese cities. Environment International, 2018, 121: 392-403.
- [34] Yang S Y, Fang D L, Chen B. Human health impact and economic effect for $PM_{2.5}$ exposure in typical cities. Applied Energy, 2019, 249: 316-325.
- [35] Breiman L. Random forests. Machine Learning, 2001, 45(1): 5-32.
- [36] 李欣海. 随机森林模型在分类与回归分析中的应用. 应用昆虫学报, 2013, 50(4): 1190-1197.
- [37] Nyhan M, Grauwil S, Britter R, Misstear B, McNabola A, Laden F, Barrett S R H, Ratti C. "Exposure Track"—The impact of mobile-device-based mobility patterns on quantifying population exposure to air pollution. Environmental Science & Technology, 2016, 50(17): 9671-9681.
- [38] Gui K, Che H Z, Wang Y Q, Wang H, Zhang L, Zhao H J, Zheng Y, Sun T Z, Zhang X Y. Satellite-derived $PM_{2.5}$ concentration trends over Eastern China from 1998 to 2016: relationships to emissions and meteorological parameters. Environmental Pollution, 2019, 247: 1125-1133.
- [39] Aunan K, Ma Q, Lund M T, Wang S X. Population-weighted exposure to $PM_{2.5}$ pollution in China: an integrated approach. Environment International, 2018, 120: 111-120.
- [40] 蒋超, 龚建周, 孙家仁, 陈晓越. 2013—2016 年珠三角地区 $PM_{2.5}$ 分布时空演变. 生态环境学报, 2018, 27(9): 1698-1705.