

中国城市空气质量的区域差异及归因分析

赵艳艳¹, 张晓平¹, 陈明星^{1,2}, 高珊珊¹, 李润奎¹

(1. 中国科学院大学资源与环境学院, 北京 100049; 2. 中国科学院地理科学与资源研究所
中国科学院区域可持续发展分析与模拟重点实验室, 北京 100101)

摘要: 开展城市空气质量时空格局演变特征及其影响因素的研究, 对于深入认识城市环境与社会经济系统的互馈机理、制定高效的环境治理措施、提升城市发展质量具有重要的理论与实践意义。本文以中国全面实施《大气污染防治行动计划》的2014年为起点, 刻画了2014—2019年286个地级以上城市6种空气污染物浓度(CO、NO₂、O₃、PM₁₀、PM_{2.5}、SO₂)的时空演变特征, 并基于面板回归模型分析各污染物浓度之间的相互作用关系; 进而利用随机森林模型对城市6种空气污染物浓度与13个自然和社会经济影响因子的关联强度进行探究, 从中梳理出关键影响因素。结果显示: ①研究期内, O₃污染加剧, 其余污染物年均浓度逐年下降, 其中SO₂浓度降幅最大。虽然典型的重污染区范围有所减小, 但京津冀、山东半岛、山西、河南等地区的城市空气污染物浓度仍相对较高。②城市6种空气污染物浓度之间存在显著的相互影响关系, 城市空气复合污染特征明显。③自然因素和社会经济因素对不同种类空气污染物浓度的影响差异较大, 且与污染物浓度之间呈非线性响应关系。自然因素中, 城市年均气温与空气污染物浓度的关联强度最大, 其次是植被指数。社会经济影响因素中, 土地城市化水平和二产比重是主导影响因素, 其次是电力消耗总量和交通因子。偏依赖分析进一步刻画了不同污染物浓度对主导影响因素的响应突变阈值。鉴于人类对于自然环境和气象条件的控制能力有限, 建议继续通过优化城市密度、控制人为排放源及严格的空气污染防控措施以进一步有效提高城市空气质量。

关键词: 城市空气质量; 时空演变; 随机森林模型; 影响因素

DOI: 10.11821/dlxb202111015

1 引言

随着中国工业化和城市化进程的推进, 区域经济发展取得显著成效; 但与此同时, 也面临着生态环境等问题的严峻挑战, 尤其是在人口高度密集的城市化地区, 雾霾和PM_{2.5}、PM₁₀等空气污染问题突出, 严重地影响到居民的健康及日常的生产和生活。自2014年以来, 中国通过实施《大气污染防治行动计划》、京津冀、长三角等重点地区的重点行业空气污染限期治理等措施, 不断深化对于大气环境的监测与污染防治工作。同期, 经济“新常态”和高质量发展导向下结构转型也日益深化。对这一转型期城市空气质量时空演变特征进行总结分析, 有助于对政策实施效果进行评估; 在此基础上, 对城

收稿日期: 2020-09-07; 修订日期: 2021-04-20

基金项目: 国家自然科学基金项目(41771133, 41822104); 中国科学院战略先导科技专项(XDA19040403) [Foundation: National Natural Science Foundation of China, No.41771133, No.41822104; The Strategic Priority Research Program of the Chinese Academy of Sciences, No.XDA19040403]

作者简介: 赵艳艳(1995-), 女, 河北邢台人, 硕士生, 专业方向为产业与区域可持续发展。

E-mail: zhaoyanyan18@mailsucas.ac.cn

通讯作者: 张晓平(1972-), 女, 河南南阳人, 博士, 副教授, 硕士生导师, 主要从事经济地理学相关领域的教学与科研。

E-mail: zhangxp@ucas.ac.cn

市空气质量影响因素的进一步探究,可为空气污染的防治提供更有针对性的政策建议和决策参考,以提高城镇化发展质量并推动城市治理的精细化。

学术界围绕区域空气质量这一热点问题开展了广泛的研究并取得了丰富的成果,研究视角主要集中在两个方面。一是对区域空气质量时空变化规律的研究。研究中,空气质量的表征指标通常包括单项污染物(如 SO_2 、 NO_2 、 O_3 、 PM_{10} 、 $\text{PM}_{2.5}$ 等^[1-3])以及空气质量综合指数(如API^[4]、AQI^[5-6]等)。时间尺度涉及日、月、季节、年际演变规律等^[7-8],地域尺度和空间范围也较为多样,包括国家、省域、城市群^[9-10]、部分典型区域如京津冀及周边地区^[11]、长三角地区^[12]等,揭示了空气污染的空间集聚效应、空间溢出效应^[13]等特征。二是对空气质量影响因素的研究。空气污染是在自然气象因素及人类社会经济活动因素的双重作用下形成的,其作用机理较为复杂。研究认为,沙尘^[14]、风^[15]、降水^[16]、气温^[17]等气候气象因子及地形^[18]、植被指数^[19]等自然地理因子对于污染物的滞留时间和污染物浓度产生直接影响,可以强化或减缓污染物之间的相互作用,通过影响空气污染物的区域传输扩散及空气自净等过程最终影响区域空气质量。与此同时,人类社会经济活动是空气污染物主要排放源,是空气污染形成的主因。已有学者探讨了经济增长、产业结构^[20]、城市化^[21]、工业化^[22]、土地利用^[23]、外商直接投资(FDI)^[24]、人口密度^[25]等社会经济因素对空气质量的影响作用;其研究方法包括空间计量模型^[26-27]、地理加权回归(GWR)模型^[28]、地理探测器模型^[29]、主成分分析与多元线性回归模型^[11]等。总体而言,现有对区域空气质量的研究多以单项污染物为研究对象或是分析单年份多项污染物的时空特征,相对缺少基于多项污染物多年份的综合评估研究。在影响因素的研究方面,较少关注不同种类空气污染物之间的相互影响作用;此外,多数模型受变量之间共线性的影响,模型的解释力和稳健性受到制约,且未能对主导影响因子进行有效识别。城镇化是人类活动主导的地理过程,它与环境系统之间互馈机理复杂^[30]。城市大气环境系统是人与自然交互作用的结果,城市空气质量影响因素及其驱动机制研究仍需深化。

结合学界现有研究进展,本文围绕两个问题进一步深入探讨:一是采用新的《环境空气质量标准》(GB3095-2012)及2014年全面实施《大气污染防治行动计划》以来,中国城市6种空气污染物浓度的区域差异格局及演变态势如何?二是城市6种空气污染物浓度的主导影响因素有何不同?其中人类社会经济活动对其影响强度如何?对上述问题的回答,有助于理解城市空气污染的形成原因和演化机制,进而制定更加精准的空气污染防治方案,以提升城市精细化管理水平和治理效率、实现城市的高质量发展。鉴于此,本文采用 CO 、 NO_2 、 O_3 、 PM_{10} 、 $\text{PM}_{2.5}$ 、 SO_2 共6种分项空气污染物,以中国286个地级以上城市为样本,对2014—2019年中国城市空气污染状况进行综合评估;并利用面板回归模型分析污染物之间的相互影响作用,进而利用随机森林模型对6种空气污染物浓度与13个自然和社会经济影响因素的关联强度进行探究,从中提取关键影响因子。研究中采用的随机森林模型,可对大量数据进行处理,其运算速度快、运算结果稳健^[31-32];预期可以克服传统研究中指标多重共线性的制约,并在城市空气质量影响因素分析及主导因子筛选方面取得良好的拟合效果和更深入的探究。

2 研究区域、数据来源与研究方法

2.1 研究区域及数据来源

考虑到中国行政区划调整变动和部分城市的数据缺失情况,本文选取286个地级以上城市作为研究对象。研究中,城市空气污染物数据来源于2014—2019年中国环境监测

总站对于CO、NO₂、SO₂、PM₁₀、PM_{2.5}、O₃的分时站点监测数据(表1),并依据《环境空气质量标准》(GB3095-2012)^[33]中对数据有效性的规定,剔除部分无效数据,整理为年度数据。其中O₃相关评价指标为O₃的8小时最大滑动平均值的年均浓度值(表示为O₃-8h),其余5种污染物为年均浓度值。城市污染物年均数据由城市内各监测站点(去除对照点)数据的算数平均值得到^[34];部分城市有效站点数据缺失较多无法汇总时,采用该市当年环境质量公报的数据或者时间序列数据线性插值进行弥补。因2014年地级市O₃-8h数据缺失较多,本文的O₃-8h数据选取的研究时段为2015—2019年。

在城市空气污染物浓度的归因分析中,本文把影响因素分为自然因素和社会经济因素两大类(图1)。自然因素重点考虑了4个气象因子(年降水量、年均风速、相对湿度、年均气温)及植被指数因子,这些因素影响到空气污染物的传输、扩散、二次污染、沉降和消解等过程。其中气象因素数据来源于各省市统计年鉴、统计公报,部分缺失数据采用中国气象数据网(<http://data.cma.cn>)中的中国地面气候资料日值数据集(V3.0)进行汇总及克里金插值得到。植被指数数据来源于中国科学院地理科学与资源研究所资源环境科学与数据中心(<http://www.resdc.cn>)的中国年度植被指数(NDVI)空间分布数据集。学者研究中有指出地形、地貌、坡度等因素对空气质量的影响作用^[9, 18, 29],但这些因素在本文时段内其值稳定不变,不便于引入面板分析模型,因此本文未对地形地貌因素建模。社会经济因素主要考虑与城市社会经济活动强度及与生产生活方式相关的因素,包括经济发展水平、人口集聚程度、电力消耗、产业结构、交通、社会活动强度、城市化水平、科技投入等8个指标,具体量化方法如图1所示。社会经济因素相关数据主要来源于2016—2019年《中国城市统计年鉴》《中国城市建设统计年鉴》,部分缺失

表1 2014—2019年中国城市空气质量监测站点数量
Tab. 1 Number of urban air quality monitoring stations in China from 2014 to 2019

年份	2014	2015	2016	2017	2018	2019
站点数量(个)	902	1446	1446	1545	1553	1589

注:各年站点数量截止至每年的12月31日,仅限有坐标数据的有效站点统计。

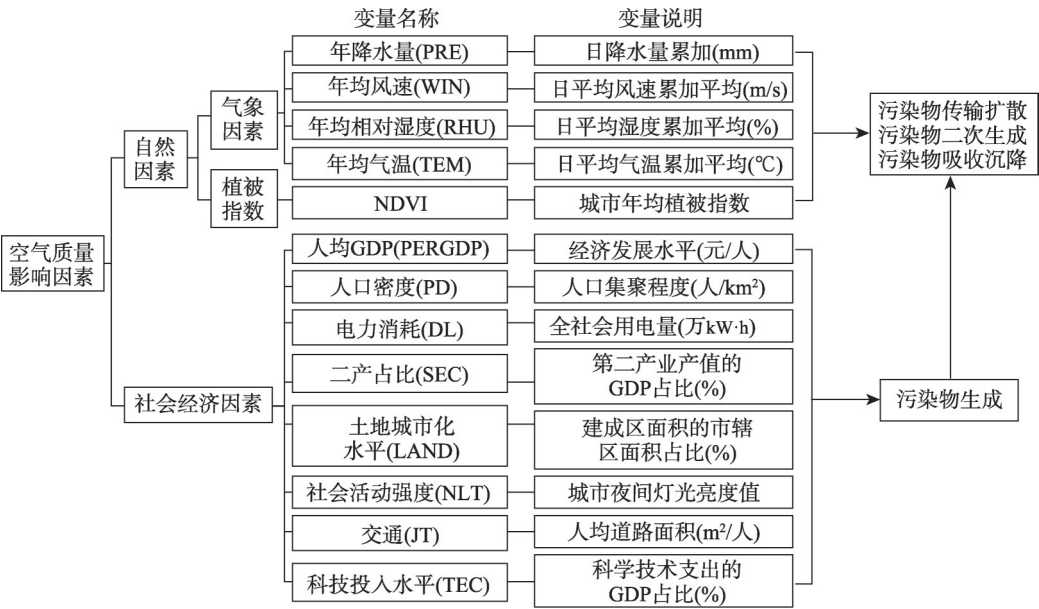


图1 本文建模选取的城市空气质量影响因素和变量说明
Fig. 1 Explanatory variables for urban air quality in China and their descriptions

数据利用各省市统计年鉴及统计公报或趋势外推及线性插值方法进行补充。已有研究表明,夜间灯光影像数据与城市人口密度、GDP总量、能源消耗量、居民生活方式等之间存在密切关系^[35-37],因此本文采用夜间灯光影像数据反映城市的人类社会经济活动的综合强度。本文的夜间灯光数据来源于2018年中国科学院版地球夜间灯光数据集(<https://www.jianshu.com/p/5fde55a4d267>),将亮度值汇总至地级市。对于环境管制因素在优化城市空气质量中的作用,学界已有述及,受数据可得性及指标完整连续性的制约,本文未将环境管制因素建模。但在影响因素分析中,把286个城市划分为环保重点城市和非环保重点城市二类,对比分析二类城市的空气污染物浓度变化差异,以阐明环境管制因素对城市空气质量的调控作用。

2.2 研究方法

2.2.1 核密度估计 核密度函数是一种非参数估计方法,用于分析数据分布的均衡程度。本文采用核密度估计模型刻画城市空气污染物浓度的总体分布及区域集聚差异:

$$f(x) = \frac{1}{nh} \sum_{i=1}^n k\left(\frac{x - X_i}{h}\right) \quad (1)$$

式中: n 为地级城市数量; $k\left(\frac{x - X_i}{h}\right)$ 为核函数; h 为带宽,带宽的选择遵循积分均方误差最小的思想,带宽的值与核密度分布的平滑度有关^[38]。

2.2.2 面板回归分析模型 城市不同种类大气污染物之间存在显著的相互影响关系,可产生二次污染,但现有研究中对此分析有限。本文运用2015—2019年286个城市6种大气污染物,构建面板回归分析模型,进一步探究空气污染物之间的相互影响和作用关系。模型表达如下:

$$Y_{it} = \alpha_i + \sum_{m=1}^k \beta_m X_{mit} + \theta_{it} \quad (2)$$

式中: Y_{it} 是从6种大气污染物(即CO、NO₂、O₃_8h、PM₁₀、PM_{2.5}、SO₂)中选定的某一类污染物浓度在第*i*个城市($i = 1, 2, \dots, 286$)第*t*年的值; X_{mit} 表示第*i*个城市第*m*个解释变量在第*t*年的值, $m = 1, 2, \dots, 5$ 个解释变量,这里分别对应除被解释变量外的其余5种污染物的浓度; θ_{it} 是随机干扰误差项; α_i 代表个体效应,随不同城市而变,如果模型检验结果表明 $\alpha_i = \alpha$, 则表明不存在个体间差异;如果 β 显著不为0,则表明各污染物之间存在显著的相互影响和作用关系。

2.2.3 随机森林回归模型 随机森林模型是一种包含多个决策树分类器的机器学习方法。一般采用Bootstrap抽样方法,从原始样本中抽取多个样本,对每个Bootstrap样本进行决策树建模,然后将这些决策树组合起来,通过投票得分规则获得最终结果^[39]。随机森林对于大数据集的处理十分方便,对于多重共线性不敏感,对缺失数据和非平衡的数据也比较稳健,能够提供相对精度较高的预测结果^[31, 40]。其不仅可用于分类,也可用于回归分析,并进一步探究影响因素的相对重要性。本文采用R语言进行随机森林模型的运算,构建各污染物与相关影响因素的回归分析模型,并基于均方误差增加量、节点纯度增加量筛选不同污染物的主导影响因子。

3 结果分析

3.1 中国城市空气质量的时空特征

3.1.1 时间演变特征 2014—2019年中国城市6种分项空气污染物中,除O₃_8h外,其余

5种空气污染物浓度均呈下降趋势(图2)。其中 SO_2 年均浓度的降幅最为显著,下降约70%; $\text{PM}_{2.5}$ 、 PM_{10} 、CO浓度降幅均在30%以上;而 NO_2 浓度降幅相对较低,下降约19%。 O_3 _8h的年均浓度在2015—2018年呈现逐年上升趋势;仅2019年的年均浓度较2018年略有下降。总体来看,中国空气污染治理取得阶段性成果, SO_2 、CO传统污染物浓度降幅较为明显,但 O_3 污染形势相对较为严峻。

全国城市空气分项污染物浓度集聚态势及变化见图3核密度曲线对比。从各项空气污染物的核密度曲线的波峰位置来看,2019年除 O_3 _8h外,其余5种空气污染物的核密度曲线波峰均较2014年向左侧收敛,表明研究期内 O_3 _8h的浓度上升,其余5种空气污染物浓度总体降低,与图2结果吻合。2019年各污染物核密度曲线拖尾较2014年明显缩短,表明污染物浓度较低的城市数量增多,污染物浓度较高的城市数量减少。从各污染物浓度核密度曲线形态的时间演变特征来看, SO_2 、CO曲线形态由2014年的“矮胖型”明显地向2019年“瘦高型”转变,表明传统煤烟型空气污染在城市间存在显著差异;多数城市主要存在的是大气颗粒物、氮氧化物和 O_3 的污染问题。

3.1.2 空间演变特征 图4刻画了中国城市间6种空气污染物浓度的区域差异性。空气CO浓度较高的城市主要以资源密集型的工业城市最为突出,如鹤岗、鞍山、本溪、包头、大同、长治、晋城、唐山、邢台、邯郸、淄博、汉中等市。到2019年,传统的CO典型污染区,如咸阳、宝鸡、郑州、洛阳、株洲、郴州、韶关等市污染状况显著改善。 SO_2 浓度的空间分布格局与CO具有一定相似性,以资源型城市最为突出。虽然2019年 SO_2 浓度较2014年相比显著降低,但仍有部分城市,如唐山、济南、淄博、太原、大同、朔州等城市 SO_2 浓度相对较高。

2019年较2014年相比大气 NO_2 浓度整体降低,但 NO_2 浓度较高的地区整体空间变动不大;相对较高的地区主要集中于人口密集和社会经济活动强度较高的大都市区和经济圈,如京津冀、长三角、珠三角、中原城市群、济南都市圈、成都都市圈等。

城市空气污染物中, PM_{10} 和 $\text{PM}_{2.5}$ 浓度相对较高的地区的空间分布范围较广,且二者空间分布格局具有一定的耦合性,京津冀城市群、山东半岛城市群、中原城市群以及山西省中部和南部等典型的能源重工业城市的污染物浓度相对较高。2019年, PM_{10} 浓度较2014年显著下降,浓度较高的地区分布范围在南方明显收缩,“北高南低”的空间分异

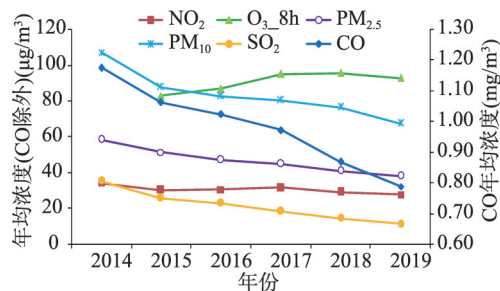


图2 2014—2019年城市6种空气污染物年均浓度

Fig. 2 Annual average concentrations of six urban ambient air pollutants from 2014 to 2019

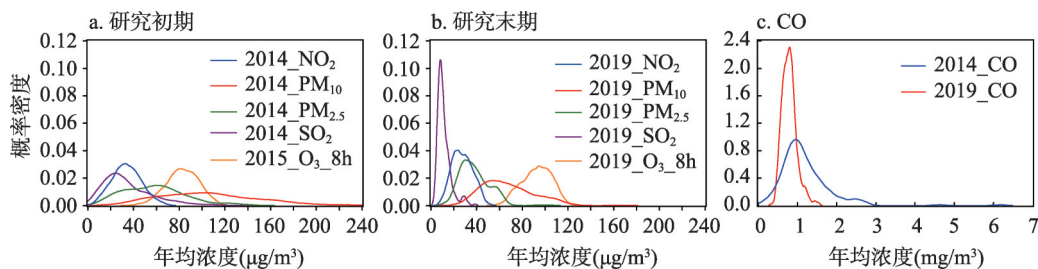


图3 城市6种空气污染物浓度的核密度函数曲线形态对比

Fig. 3 Comparison of kernel density curves of six urban ambient air pollutants

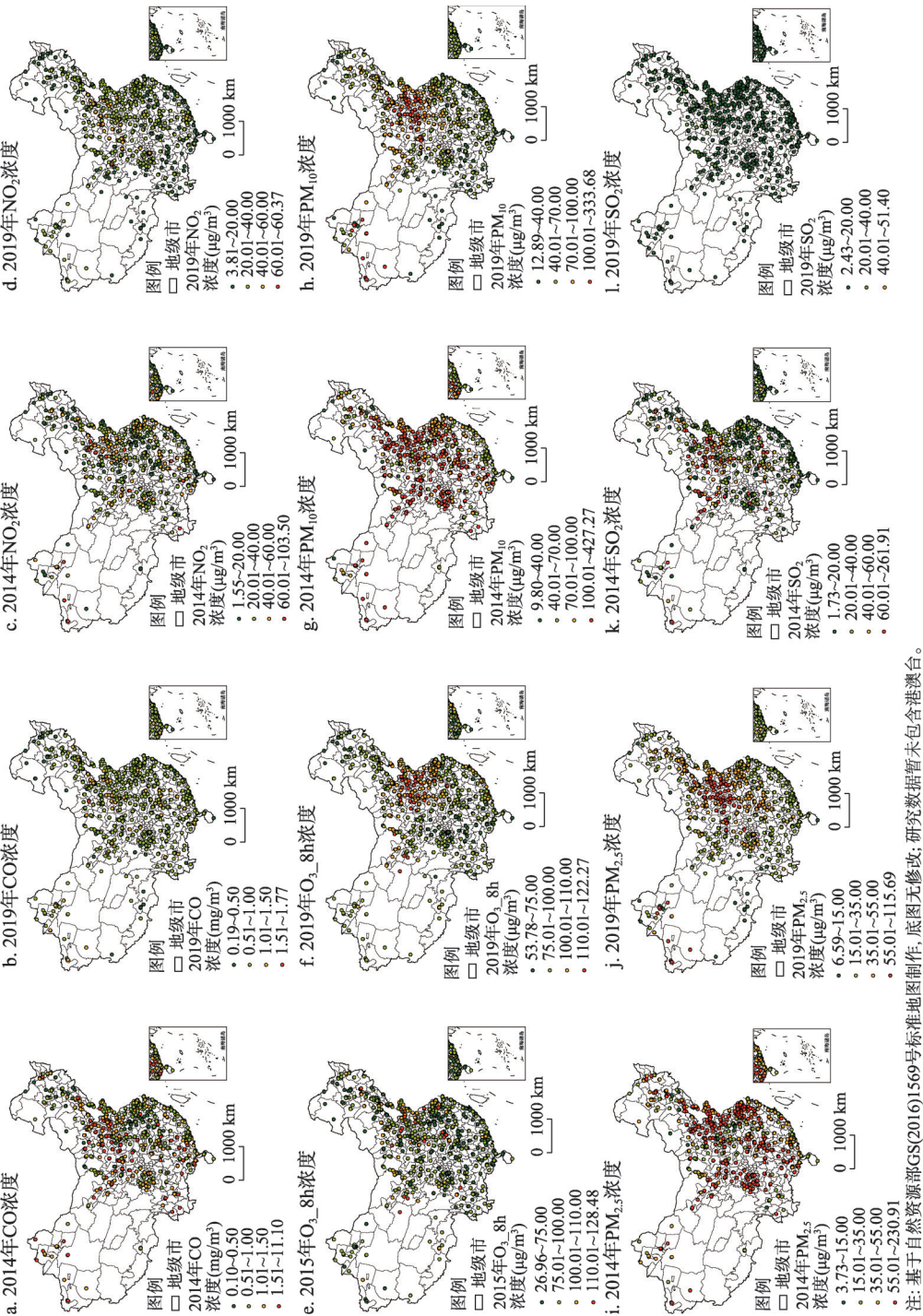


图4 城市监测站点6种空气污染物浓度时空分布及变化

Fig. 4 Spatiotemporal variation of concentrations of six urban ambient air pollutants at monitoring stations

特征更加显著。2019年多数城市站点PM_{2.5}浓度显著下降,但其相对高值区分布范围较PM₁₀相对高值区较广。

O₃ 8h浓度在空间分布上呈东高西低的特征。研究初期与末期O₃ 8h浓度相对较高的地区集中于北京、长三角城市群、山东省会城市群以及东莞市等地。2019年与2015年相比,臭氧污染相对较高的地区范围显著扩大,京津冀城市群、山东半岛城市群、长三角城市群及中原城市群的臭氧污染进一步加剧,部分城市如邯郸、郑州、开封、焦作、濮阳、徐州等城市臭氧浓度显著上升。中国主要的城市群地区,面临着细颗粒物PM_{2.5}污染和臭氧污染的双重压力,空气污染治理任务依然艰巨。

3.2 中国城市空气质量影响因素分析

3.2.1 各污染物之间相互影响关系 为进一步理解城市间不同种类空气污染物的时空耦合效应,根据前文中的公式(2)构建面板回归模型,对污染物之间的相互作用关系进行量化分析。从各模型的拟合结果(表2)来看,R²值均在0.7以上,模型总体拟合优度较好,且均适宜采用个体固定效应模型进行运算。多数污染物之间存在显著的正向影响关系,表明污染物之间具有显著的关联效应和增强效应;其中,CO、NO₂、SO₂、PM_{2.5}、PM₁₀之间的正向影响关系格外显著。O₃ 8h浓度与CO、PM_{2.5}、SO₂浓度之间存在显著负向影响关系;与NO₂、PM₁₀浓度存在显著正向影响关系。各污染物浓度均与NO₂浓度之间存在显著正向影响关系,表明氮氧化物与其他污染物之间存在复杂的反应关系,控制其污染水平对于提升空气质量较为关键。PM₁₀与PM_{2.5}两类颗粒物的浓度在99%的置信水平下呈显著的正向影响关系,表明二者的相互影响表现为增强效应。PM_{2.5}浓度与NO₂、SO₂浓度呈显著的正向影响关系,大气反应生成的硫酸盐、硝酸盐、铵盐等无机化合物可在一定条件下形成PM_{2.5},相互之间存在明显的二次转化过程^[41],进一步表明PM_{2.5}污染演化机理的复杂性。

表2 城市6种空气污染物之间相互影响关系的面板回归模型结果

Tab. 2 Interactions between six urban ambient air pollutants from the results of panel data regression models						
变量	CO	NO ₂	O ₃ 8h	PM ₁₀	PM _{2.5}	SO ₂
CO	-	2.397***	-11.662***	3.228***	0.808	15.944***
NO ₂	0.00470***	-	0.636***	0.320***	0.0787**	0.150***
O ₃ 8h	-0.00305***	0.0848***	-	0.0586***	-0.0373***	-0.171***
PM ₁₀	0.000197***	0.0997***	0.137***	-	0.489***	0.0458
PM _{2.5}	0.00124	0.0616**	-0.219***	1.229***	-	0.349***
SO ₂	0.0100***	0.0482***	-0.412***	0.0473	0.144***	-
Constant	0.681***	8.467***	89.084***	5.296**	3.576**	-4.619**
Observations	1430	1430	1430	1430	1430	1430
R ²	0.861	0.935	0.741	0.972	0.965	0.878
变量个数(个)	286	286	286	286	286	286

注: *, **, ***分别代表显著性水平为10%、5%、1%。

3.2.2 基于随机森林模型的自然和社会经济影响因素 本文分别将CO、NO₂、O₃ 8h、PM₁₀、PM_{2.5}、SO₂年均浓度作为被解释变量,以图1中所列的变量作为解释变量构建6个回归分析模型,以解析主要的自然和社会经济因子对城市空气质量的影响作用。因2019年的解释变量中,社会经济统计数据滞后故缺失较多,因此建模分析时段为2015—2018年。采用随机森林模型对城市空气污染物的影响因素进行分析,其中,随机森林的参数决策树数量ntree选取依照带外误差较小同时计算量较小的原则,特征数量mtry选取依照

平均误差最小的原则。结果表明，对应6类大气污染物浓度的6个模型，其拟合度分别为63.05%、77.59%、56.63%、82.50%、76.78%、61.81%，总体拟合优度较好。

图5为6种污染物分别作为被解释变量时，随机森林方法对13个影响因素的重要性排序结果。其中，均方误差增加量是对每一变量值进行随机赋值，随机森林模型的估算误差较原来误差的增加量；节点纯度增加量表明变量对各个决策树节点的影响程度，两种方法均是值越大表明变量的重要性越强^[42]。两种方法的侧重点各有差异，但如果两种方法中排序均靠前的影响因素，可以判定该因素为主导影响因子。整体来看，气象因素对于污染物的影响程度相对较高；社会经济因素中科技投入水平对于各污染物浓度的影响较小，这是因为技术转化需要一定的时间，存在一定的滞后性，在短时间内并未表现出较大影响。

囿于文章篇幅，本文仅提取各污染物影响强度较大的前4位因素进行详细分析，分析中重点参考均方误差增加量的排序结果。汇总来看，气象因素中年均气温对于除O₃_8h外其余5种空气污染物浓度的影响最大，植被指数对于O₃_8h、PM₁₀和SO₂浓度影响较强；社会经济影响因素中土地城市化对于除O₃_8h、SO₂外的其余污染物的影响普遍较强，影响强度排名均在第2、3位；二产比重对于CO、NO₂、PM_{2.5}、SO₂、PM₁₀浓度影响较大，其影响程度仅次于城市化因子；电力消费、交通因素对于O₃_8h污染物影响较

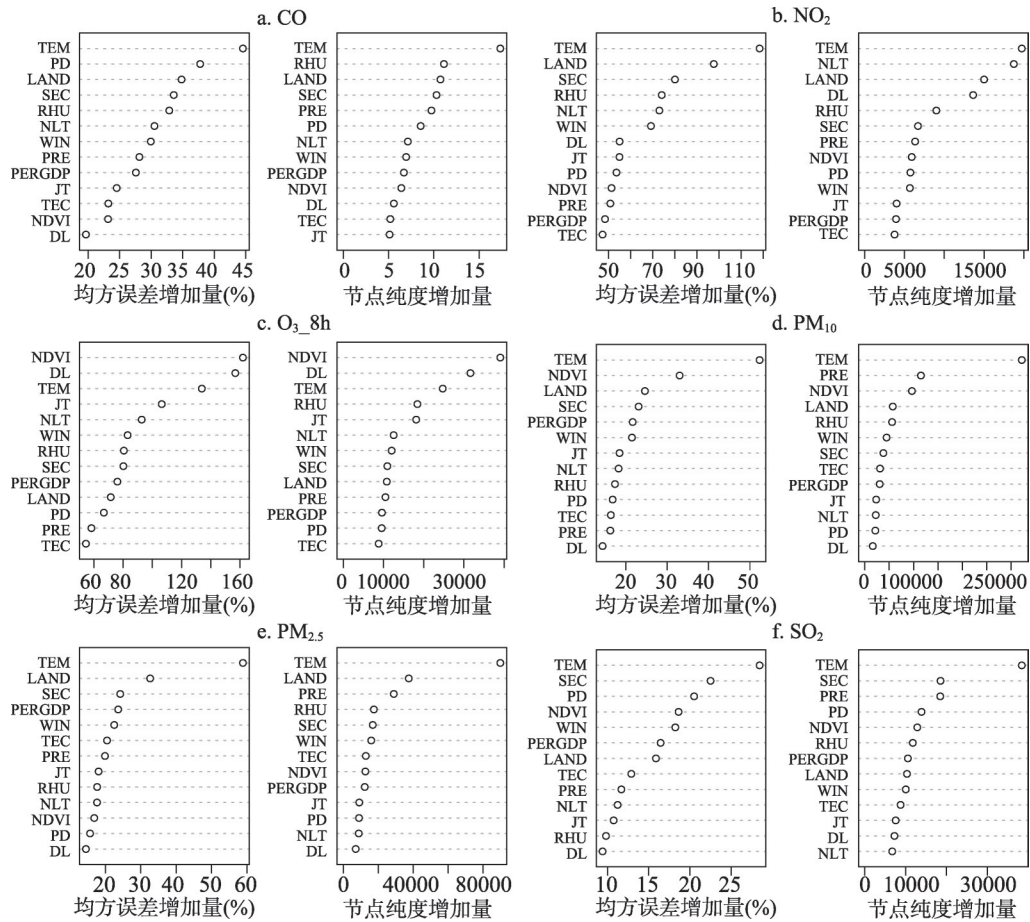


图5 城市6种空气污染物相关影响因素的重要性排序

Fig. 5 Importance ranking of the impact factors on six urban ambient air pollutants

大。分污染物来看, CO 浓度影响因素作用强度的排序为年均气温>人口密度>土地城市化>二产比重(图 5a);区别于其他污染物,自然因素中除年均气温外,相对湿度对于 NO₂ 浓度影响较强(图 5b); O₃_8h 的浓度影响因素排序为植被指数>电力消耗量>年均气温>交通(图 5c); PM₁₀ 浓度受自然因素中的年均气温、植被指数的影响最大,社会经济因素中土地城市化及二产比重对其影响较大, CO、NO₂、PM_{2.5} 表现出类似特征(图 5d);图 5e 揭示了对 PM_{2.5} 浓度影响作用最大的 4 个因素中除年均气温外,其余 3 个主导因子均为社会经济因素,即土地城市化水平、二产比重和经济发展水平;对于 SO₂ 而言,除却气温和植被指数外,人口密度、二产比重对其影响作用相对较大(图 5f)。

为进一步探究主导影响因素的作用强度,本文利用影响因子偏依赖图来展现差异性,结果如图 6 所示,其中仅列出 6 种大气污染物前 4 位影响因子的作用结果。由图 6 可知,影响因素与污染物浓度之间呈非线性响应关系。从自然因素来看,年均气温对于各污染物浓度的影响呈“先上升后下降”的非线性趋势,各污染物浓度响应突变的阈值有所差异。以气温为例,当年均气温低于< 15 °C 时, NO₂、O₃_8h、PM₁₀、PM_{2.5} 浓度随气温升高其浓度也逐渐升高;当年均气温> 15 °C 时,上述污染物浓度随气温升高其浓度逐渐降低;而 CO、SO₂ 浓度则在< 10 °C 时呈上升的正向响应,在> 10 °C 时呈下降的负向响应。NO₂ 浓度对于相对湿度呈“先平稳后上升再下降”的响应关系,当相对湿度约在 54%~64%,随着相对湿度的增加,NO₂ 浓度显著上升。O₃_8h、PM₁₀、SO₂ 浓度对于植被指数的响应趋势有所差异,其中 O₃_8h 浓度随植被覆盖度的提升呈“先波动上升后急剧下降”的响应趋势;究其原因,植被指数提高有助于降低风速、阻碍污染物的跨区域传输、促进颗粒物的沉降,可显著降低大气中污染物浓度,与其他学者对此的研究结论一致^[26, 43-44]。

从社会经济因素的角度, CO、NO₂、PM₁₀ 和 PM_{2.5} 浓度对于土地城市化因素响应呈“先上升后稳定”的趋势,即当城市化水平由较低水平逐步提高时,其产生的大气环境污染效应不断上升;当城市化水平较高时,城市扩张特征变弱,因此当其对于大气污染的影响程度达到最大后,其影响强度保持相对稳定状态。CO、NO₂、PM₁₀、PM_{2.5} 和 SO₂ 浓度对二产比重的响应均为正向,且在二产比重超过 20% 后进入加速影响期;表明二产比重的增加会加剧多种大气污染物的浓度的增加,判断其原因为工业化加速期重工业的发展引致大气污染物排放强度的增加。CO、SO₂ 浓度对于人口密度的响应呈“先波动下降后波动上升再稳定”的趋势,二者浓度对应的人口密度响应突变阈值分别约为 3200 人/km²、1800 人/km²;人口密度适度增加使得人类活动强度加强,但此时大气环境具有一定的承载力,并不会造成大气污染的同步加重;而当人口密度超过阈值时,此时大气承载能力达到一定上限,加之生产和生活活动强度持续引致污染物排放强度的增大,致使大气污染加剧。O₃_8h 浓度对全社会用电量呈“逐渐上升”的正向响应;O₃_8h 浓度对于交通的响应呈“先上升后下降”的趋势,其机理可能与机动车尾气排放的氮氧化物复合污染和二次污染有关。PM_{2.5} 浓度与城市经济发展水平呈“先正向后负向”的响应趋势,表明经济发展与环境保护并非对立关系,通过提升经济发展质量,可以实现经济发展与环境保护的协调统一;该结果与环境库兹涅茨曲线倒“U”型观点相吻合,但有待于更多论据的支撑及后续研究的进一步验证。

3.2.3 环境规制因素的影响 环境规制和规划调控对于城市空气质量综合治理起着重要的引导和调控作用。2007 年国务院发布的《国家环境保护“十一五”规划》中明确了 113 个城市为环保重点城市,对这些重点城市和城市群地区的大气污染进行综合防治。2014 年以来,中央先后出台了《国家新型城镇化规划》《生态文明体制改革总体方案》以及各类环境规划,实施的“关、停、并、转”等短期管控措施以及结构优化与经济转型等长

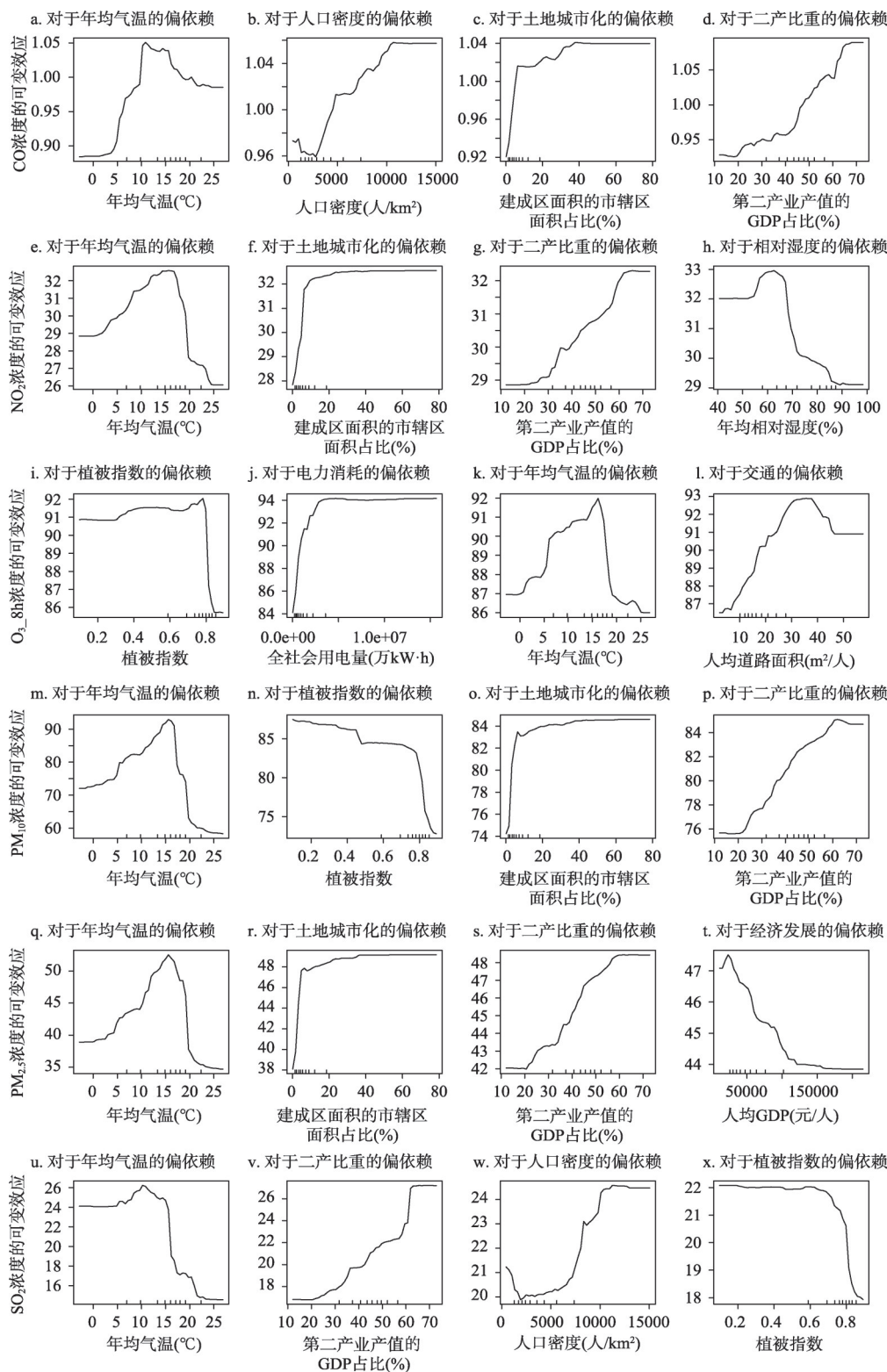


图6 城市6种空气污染物影响因素偏依赖图

Fig. 6 Plots of partial dependence of the impact factors on six urban ambient air pollutants

期发展战略，均对环境质量产生影响。本文通过对比 113 个环保重点城市及 173 个非环保重点城市 2015—2019 年空气污染物浓度的变化量来反映环境规制因素对于空气质量的综合影响。2019 年与 2015 年相比，113 个环保重点城市除 O₃_8h 外其余污染物浓度下降幅度均高于非环保重点城市（表 3），表明区域环境规制措施对于多数污染物的控制具有显著作用。但当前区域环境规制因素对于 O₃ 污染的治理成效相对不明显，这与 O₃ 本身是典型的二次型污染物相关，其前体物来源较广，当前环境政策对于其前体物之间的协同影响控制作用有限。

表 3 2019 年相较于 2015 年城市 6 种空气污染物浓度变化量(按城市分类)
Tab. 3 Concentration changes of six ambient air pollutants in 2019 compared with 2015 (by city types)

污染物浓度		CO (mg/m ³)	NO ₂ (μg/m ³)	O ₃ _8h (μg/m ³)	PM ₁₀ (μg/m ³)	PM _{2.5} (μg/m ³)	SO ₂ (μg/m ³)
变化量	环保重点城市	-0.278	-3.624	10.228	-23.512	-14.384	-16.140
	非环保重点城市	-0.269	-1.926	9.457	-18.305	-12.302	-13.277
变化率 (%)	环保重点城市	-25.29	-10.3	12.13	-25.18	-26.56	-58.38
	非环保重点城市	-25.92	-7.10	11.54	-21.84	-24.84	-54.19

汇总上述第 3 部分的分析结果，城市空气质量受自然因素和社会经济因素的综合影响，与此同时也受不同种类污染物之间的相互影响和作用。因影响因素多样且污染物种类较多，本文对于城市空气污染物的影响因素进行梳理，结果如图 7 所示。各类空气污染物浓度的主导影响因素有一定的相似性，但也表现出较大的差异性。自然因素中年均气温是各污染物的主导影响因素之一，植被指数、年均相对湿度、降水、风速等为特定污染物的主导因素；社会经济影响因素中，土地城市化、二产比重为影响各污染物浓度的主导因素，人口密度、电力消耗、交通等对部分污染物浓度的影响强度较大。

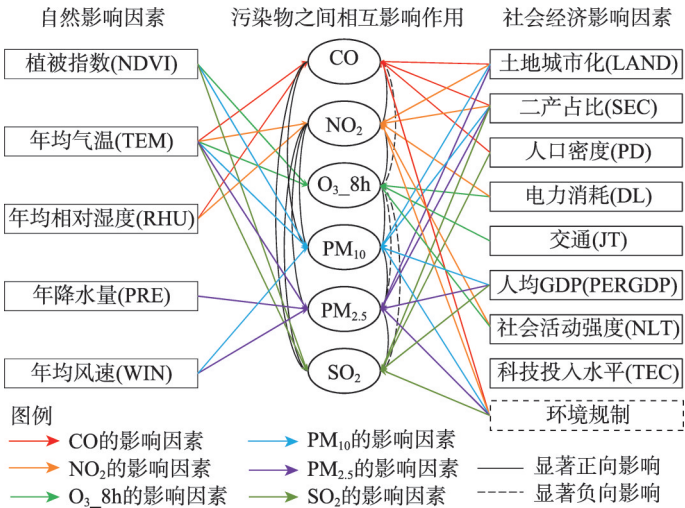


图 7 城市空气污染主导因子归因分析结果示意图
Fig. 7 Diagrammatic sketch of core impact factors on urban ambient air pollutants

4 结论与讨论

4.1 结论

城市大气环境是一个多尺度、多要素复合作用的系统，要素间的驱动关系和互馈机理复杂。本文基于 2014—2019 年中国环境监测总站分时站点监测数据，利用 CO、NO₂、O₃、PM₁₀、PM_{2.5}、SO₂ 共 6 种大气污染物浓度，全面刻画中国 286 个地级以上城市的大气污染特征，并尝试对城市大气污染物的影响因素及主导因子进行探讨。研究结论如下：

(1) 研究期内, 中国城市大气污染整体改善。6种分项空气污染物中, 除 O_3 _{8h}外, 其余5种空气污染物浓度均呈下降趋势, 其中 SO_2 的降幅最大; O_3 浓度总体呈现上升趋势, 其驱动机制有待于深入研究。传统煤烟型空气污染问题有明显改善, 但在城市间存在显著差异, 部分资源型重工业城市 SO_2 和 CO 浓度依然偏高。多数城市主要存在的是大气颗粒物、氮氧化物和 O_3 的污染问题; 典型的重污染区空间范围有所减小, 但京津冀晋鲁豫等城市和部分大都市区的空气污染问题仍然突出。

(2) 6种空气污染物浓度之间存在显著的相互影响关系, 城市空气复合污染特征明显。多数污染物之间存在显著的正向影响关系, 表明污染物之间具有显著的关联效应和增强效应。空气污染物之间相互作用产生的二次污染, 加大了空气污染的治理难度, 对联防联控和综合治理提出了新的要求。

(3) 自然因素和社会经济因素对不同种类空气污染物浓度的影响差异较大, 且与污染物浓度之间存在非线性响应关系。自然因素中, 城市年均气温与空气污染物浓度的关联强度最大, 其次是植被指数。社会经济影响因素中, 土地城市化水平和二产比重是主导影响因子, 其次是电力消耗总量和交通因子。偏依赖分析法进一步刻画了不同污染物浓度与主导影响因子的响应突变阈值。本文结论进一步支持了在自然本底和城市环境容量的约束下, 人类生产和生活方式与区域环境质量之间存在复杂的互馈效应, 未来需要针对关键的社会经济影响因子, 开展更有针对性的理论探索和实证研究。

4.2 讨论

(1) 实现城市经济—环境系统的协调与可持续发展, 需要对城市化多维过程进行解构, 只有从人口、土地、经济与社会等多维度采取科学应对措施, 才能推动可持续发展目标的实现。城市空气污染是自然因素与人文因素共同作用下产生的, 其形成和演化的机制十分复杂, 需要从多学科思维角度深入探讨。特别是中国提出“碳达峰”和“碳中和”目标后, 城市地区面临碳减排和大气污染防治等多重目标, 未来研究中应进一步加强自然与人文学科的交叉融合, 构建跨学科的思维体系和研究视角, 以规划设计切实可行的城市全面可持续发展实现路径。

(2) 本文结果表明, 自然因素中, 气温、植被覆盖度对城市空气污染状况的影响强度排序靠前; 而风速、降水等因素可能短时作用强度明显, 但取年均值后其综合作用强度排序靠后。未来全球气候变化和增暖效应会影响城市空气污染治理的大尺度环境, 人类可通过建设海绵城市、植树造林、改善城市微循环、减缓城市热岛效应等多种方式调适城市自然环境因子的变化幅度, 从而提高城市空气污染治理成效。

(3) 社会经济活动因子中, 城市化、工业化、交通和能源消耗仍旧是影响城市空气污染物浓度的主导因子。研究中揭示出关键影响因子的阈值效应, 如人口密度为1800人/ km^2 和3200人/ km^2 存在的拐点效应等, 对于规划调控具有直接的参考价值。未来可进一步对城市进行分类分级研究, 探究不同等级城市空气污染物影响因素的差异性, 进行精准决策。以经济高质量发展为契机, 有效发挥政策调控和规划引导的机制, 促进社会经济空间布局的优化和产业结构的升级, 从而实现经济发展与环境质量的全面改善。

(4) 区域经济—环境系统是多尺度耦合的复合体。未来可开展多区域尺度分析和交叉验证; 可考虑增加解释变量、延长研究时段和增加研究样本, 并结合机器学习等新方法和大数据分析等手段, 进一步拓展研究视角, 以深入理解城市化地区高质量发展的实现机制, 并为制定更加精准高效的治理对策提供参考。

参考文献(References)

- [1] Xu Qingli, Li Hao. Study on the pollution characteristics and correlation of $PM_{2.5}$ and NO_2 in the urban area of Chenzhou City. *China Population, Resources and Environment*, 2016, 26(Suppl.2): 80-82. [徐庆利, 李濠. 关于郴州市城区 $PM_{2.5}$ 和 NO_2 的污染特征及相关性的探讨. *中国人口·资源与环境*, 2016, 26(Suppl.2): 80-82.]
- [2] Li Kai, Liu Min, Mei Rubo. Pollution characteristics and sensitivity analysis of atmospheric ozone in Taian city. *Environmental Science*, 2020, 41(8): 3539-3546. [李凯, 刘敏, 梅如波. 泰安市大气臭氧污染特征及敏感性分析. *环境科学*, 2020, 41(8): 3539-3546.]
- [3] Liu Huajun, Du Guangjie. Spatial pattern and distributional dynamics of urban air pollution in China: An empirical study based on AQI and six sub-pollutants of 161 cities. *Economic Geography*, 2016, 36(10): 33-38. [刘华军, 杜广杰. 中国城市大气污染的空间格局与分布动态演进: 基于 161 个城市 AQI 及 6 种分项污染物的实证. *经济地理*, 2016, 36(10): 33-38.]
- [4] Deng Xiajun, Liao Liangqing, Hu Guiping. Air pollution index and their correlation with meteorological data in major cities of China during the last decade. *Environmental Science & Technology*, 2013, 36(9): 70-75, 80. [邓霞君, 廖良清, 胡桂萍. 近 10 年中国主要城市空气 API 及与气象因子相关性分析. *环境科学与技术*, 2013, 36(9): 70-75, 80.]
- [5] Lin Xueqin, Wang Dai. Spatio-temporal variations and socio-economic driving forces of air quality in Chinese cities. *Acta Geographica Sinica*, 2016, 71(8): 1357-1371. [蔺雪芹, 王岱. 中国城市空气质量时空演化特征及社会经济驱动力. *地理学报*, 2016, 71(8): 1357-1371.]
- [6] Zhang Xiangmin, Luo Shen, Li Xingming, et al. Spatio-temporal variation features of air quality in China. *Scientia Geographica Sinica*, 2020, 40(2): 190-199. [张向敏, 罗燊, 李星明, 等. 中国空气质量时空变化特征. *地理科学*, 2020, 40(2): 190-199.]
- [7] Chen W, Tang H Z, Zhao H M. Diurnal, weekly and monthly spatial variations of air pollutants and air quality of Beijing. *Atmospheric Environment*, 2015, 119: 21-34.
- [8] Dai F, Chen M, Yang B. Spatiotemporal variations of $PM_{2.5}$ concentration at the neighborhood level in five Chinese megacities. *Atmospheric Pollution Research*, 2020, 11(6): 190-202.
- [9] Wang Zhenbo, Liang Longwu, Wang Xujing. Spatio-temporal evolution patterns and influencing factors of $PM_{2.5}$ in Chinese urban agglomerations. *Acta Geographica Sinica*, 2019, 74(12): 2614-2630. [王振波, 梁龙武, 王旭静. 中国城市群地区 $PM_{2.5}$ 时空演变格局及其影响因素. *地理学报*, 2019, 74(12): 2614-2630.]
- [10] Guo Yiming, Lin Xueqin, Bian Yu. The spatial-temporal characteristics and influencing factors of air quality in China's urban agglomerations. *Ecological Economy*, 2019, 35(11): 167-175. [郭一鸣, 蔺雪芹, 边宇. 中国城市群空气质量时空演化特征及其影响因素. *生态经济*, 2019, 35(11): 167-175.]
- [11] Cheng Yu, Liu Tingting, Zhao Yunlu, et al. Spatiotemporal evolution and socioeconomic driving mechanism of air quality in Beijing-Tianjin-Hebei and surrounding areas ("2+26" cities). *Economic Geography*, 2019, 39(10): 183-192. [程钰, 刘婷婷, 赵云璐, 等. 京津冀及周边地区"2+26"城市空气质量时空演变与经济社会驱动机理. *经济地理*, 2019, 39(10): 183-192.]
- [12] Chen T, Deng S L, Gao Y, et al. Characterization of air pollution in urban areas of Yangtze River Delta, China. *Chinese Geographical Science*, 2017, 27(5): 836-846.
- [13] Li H J, Qi Y J, Li C, et al. Routes and clustering features of $PM_{2.5}$ spillover within the Jing-Jin-Ji region at multiple timescales identified using complex network-based methods. *Journal of Cleaner Production*, 2019, 209: 1195-1205.
- [14] Liao Qianyi, Luo Bin, Du Yunsong, et al. Effects and characteristics of floating dust weather on air quality in Sichuan Basin. *Environmental Monitoring in China*, 2016, 32(5): 51-55. [廖乾邑, 罗彬, 杜云松, 等. 北方沙尘对四川盆地环境空气质量影响和特征分析. *中国环境监测*, 2016, 32(5): 51-55.]
- [15] Yu Caixia, Deng Xueliang, Shi Chun'e, et al. The scavenging effect of precipitation and wind on $PM_{2.5}$ and PM_{10} . *Acta Scientiae Circumstantiae*, 2018, 38(12): 4620-4629. [于彩霞, 邓学良, 石春娥, 等. 降水和风对大气 $PM_{2.5}$ 、 PM_{10} 的清除作用分析. *环境科学学报*, 2018, 38(12): 4620-4629.]
- [16] Yang Qian, Gao Yanghua, Chen Guichuan. Influence analysis of the precipitation on atmospheric pollutant concentration in Chongqing. *Meteorological and Environmental Sciences*, 2019, 42(2): 68-73. [杨茜, 高阳华, 陈贵川. 降水对重庆市大气污染物浓度的影响分析. *气象与环境科学*, 2019, 42(2): 68-73.]
- [17] Wang Yidi, Wang Zhenxiang. Characteristics of $PM_{2.5}$ concentration variability and its meteorological factors in Shanghai. *Arid Land Geography*, 2018, 41(5): 1088-1096. [王祎頔, 王真祥. 上海市 $PM_{2.5}$ 浓度变化特征及其气象因子

- 分析. 干旱区地理, 2018, 41(5): 1088-1096.]
- [18] Long X, Tie X X, Cao J J, et al. Impact of crop field burning and mountains on heavy haze in the North China Plain: A case study. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 2016, 16(15): 9675-9691.
- [19] Liu H M, Fang C L, Zhang X L, et al. The effect of natural and anthropogenic factors on haze pollution in Chinese cities: A spatial econometrics approach. *Journal of Cleaner Production*, 2017, 165: 323-333.
- [20] Liu Yaqing, Ma Yixiang, Wu Zhenxin. The impact of industrial structure upgrade in Beijing-Tianjin-Hebei region on air pollution. *Urban Problems*, 2017(12): 65-71. [刘亚清, 马艺翔, 吴振信. 京津冀地区产业结构升级对大气污染的影响. 城市问题, 2017(12): 65-71.]
- [21] Jiang Lei, Zhou Haifeng, Bai Ling. Impact of urbanization on urban air quality based on spatial econometric models. *Tropical Geography*, 2019, 39(3): 461-471. [姜磊, 周海峰, 柏玲. 基于空间计量模型的中国城市化发展与城市空气质量关系. 热带地理, 2019, 39(3): 461-471.]
- [22] Wang Fayuan, Zheng Jun, Wang Zongshun. Analysis of the influence of urbanization and industrialization level on air quality: Based on the space-time model of data from 16 cities in Hubei Province in 2005-2017. *Resources and Environment in the Yangtze Basin*, 2019, 28(6): 1411-1421. [汪发元, 郑军, 汪宗顺. 城市化水平、工业化水平对空气质量的影响分析: 基于湖北省 16 城市 2005—2017 年数据的时空模型. 长江流域资源与环境, 2019, 28(6): 1411-1421.]
- [23] Xu Shan, Zou Bin, Pu Qiang, et al. Impact analysis of land use/cover on air pollution. *Journal of Geo-Information Science*, 2015, 17(3): 290-299. [许珊, 邹滨, 蒲强, 等. 土地利用/覆盖的空气污染效应分析. 地球信息科学学报, 2015, 17(3): 290-299.]
- [24] Jiang Lei, Zhou Haifeng, Bai Ling. Spatial heterogeneity analysis of impacts of foreign direct investment on air pollution: Empirical evidence from 150 cities in China based on AQI. *Scientia Geographica Sinica*, 2018, 38(3): 351-360. [姜磊, 周海峰, 柏玲. 外商直接投资对空气污染影响的空间异质性分析: 以中国 150 个城市空气质量指数 (AQI) 为例. 地理科学, 2018, 38(3): 351-360.]
- [25] Liu Huajun, Sun Yanan, Chen Minghua. Dynamic correlation and causes of urban haze pollution. *China Population, Resources and Environment*, 2017, 27(3): 74-81. [刘华军, 孙亚男, 陈明华. 雾霾污染的城市间动态关联及其成因研究. 中国人口·资源与环境, 2017, 27(3): 74-81.]
- [26] Liu Haimeng, Fang Chuanglin, Huang Jiejun, et al. The spatial-temporal characteristics and influencing factors of air pollution in Beijing-Tianjin-Hebei urban agglomeration. *Acta Geographica Sinica*, 2018, 73(1): 177-191. [刘海猛, 方创琳, 黄解军, 等. 京津冀城市群大气污染的时空特征与影响因素解析. 地理学报, 2018, 73(1): 177-191.]
- [27] Bai Ling, Jiang Lei, Zhou Haifeng, et al. Spatio-temporal characteristics of air quality index and its driving factors in the Yangtze River Economic Belt: An empirical study based on Bayesian spatial econometric model. *Scientia Geographica Sinica*, 2018, 38(12): 2100-2108. [柏玲, 姜磊, 周海峰, 等. 长江经济带空气质量指数的时空特征及驱动因素分析: 基于贝叶斯空间计量模型的实证. 地理科学, 2018, 38(12): 2100-2108.]
- [28] Bai Ling, Jiang Lei, Zhou Haifeng, et al. Spatiotemporal heterogeneity of air quality index and its socio-economic factors in the Yangtze River economic belt. *Research of Soil and Water Conservation*, 2019, 26(2): 312-319. [柏玲, 姜磊, 周海峰, 等. 长江经济带空气质量指数时空异质性及社会经济影响因素分析. 水土保持研究, 2019, 26(2): 312-319.]
- [29] Zhang X P, Gong Z Z. Spatiotemporal characteristics of urban air quality in China and geographic detection of their determinants. *Journal of Geographical Sciences*, 2018, 28(5): 563-578.
- [30] Chen Mingxing. Research progress and scientific issues in the field of urbanization. *Geographical Research*, 2015, 34(4): 614-630. [陈明星. 城市化领域的研究进展和科学问题. 地理研究, 2015, 34(4): 614-630.]
- [31] Liu Weidong, Tang Zhipeng, Xia Yan, et al. Identifying the key factors influencing Chinese carbon intensity using machine learning, the random forest algorithm, and evolutionary analysis. *Acta Geographica Sinica*, 2019, 74(12): 2592-2603. [刘卫东, 唐志鹏, 夏炎, 等. 中国碳强度关键影响因子的机器学习识别及其演进. 地理学报, 2019, 74(12): 2592-2603.]
- [32] Chen Danling, Lu Xinhai, Kuang Bing. Dynamic evolution and spatial convergence of urban land use efficiency in the middle reaches of the Yangtze River. *China Population, Resources and Environment*, 2018, 28(12): 106-114. [陈丹玲, 卢新海, 匡兵. 长江中游城市群城市土地利用效率的动态演进及空间收敛. 中国人口·资源与环境, 2018, 28(12): 106-114.]
- [33] Ministry of Environmental Protection of the People's Republic of China. Ambient Air Quality Standards. National

- Environmental Protection Standards of the People's Republic of China (GB3095-2012), 2012-02-29. [国家环境保护部. 环境空气质量标准. 中华人民共和国国家环境保护标准(GB3095-2012), 2012-02-29.]
- [34] Cheng Linjun, Wang Shuai, Gong Zhengyu, et al. Pollution trends of ozone and its characteristics of temporal and spatial distribution in Beijing-Tianjin-Hebei region. *Environmental Monitoring in China*, 2017, 33(1): 14-21. [程麟钧, 王帅, 宫正宇, 等. 京津冀区域臭氧污染趋势及时空分布特征. *中国环境监测*, 2017, 33(1): 14-21.]
- [35] Su Yongxian, Chen Xiuzhi, Ye Yuyao, et al. The characteristics and mechanisms of carbon emissions from energy consumption in China: Using DMSP/OLS night light imageries. *Acta Geographica Sinica*, 2013, 68(11): 1513-1526. [苏泳娴, 陈修治, 叶玉瑶, 等. 基于夜间灯光数据的中国能源消费碳排放特征及机理. *地理学报*, 2013, 68(11): 1513-1526.]
- [36] Xiao H W, Ma Z Y, Mi Z F, et al. Spatio-temporal simulation of energy consumption in China's provinces based on satellite night-time light data. *Applied Energy*, 2018, 231: 1070-1078.
- [37] Wu Jiansheng, Niu Yan, Peng Jian, et al. Research on energy consumption dynamic among prefecture-level cities in China based on DMSP/OLS nighttime light. *Geographical Research*, 2014, 33(4): 625-634. [吴健生, 牛妍, 彭建, 等. 基于DMSP/OLS夜间灯光数据的1995—2009年中国地级市能源消费动态. *地理研究*, 2014, 33(4): 625-634.]
- [38] Bai Caiquan, Wang Xiumei, Xie Yueqing, et al. Evolutionary tendency and income gap of county residents in Yangtze River Delta: Based on kernel density estimation method. *Acta Agriculturae Zhejiangensis*, 2015, 27(3): 498-503. [白彩全, 王秀梅, 谢悦青, 等. 长三角县域居民收入差距演变趋势: 基于核密度估计的分析. *浙江农业学报*, 2015, 27(3): 498-503.]
- [39] Breiman L. Random forests. *Machine Learning*, 2001, 45(1): 5-32.
- [40] Xia Xiaosheng, Chen Jingjing, Wang Jiajia, et al. PM_{2.5} concentration influencing factors in China based on the random forest model. *Environmental Science*, 2020, 41(5): 2057-2065. [夏晓圣, 陈菁菁, 王佳佳, 等. 基于随机森林模型的中国PM_{2.5}浓度影响因素分析. *环境科学*, 2020, 41(5): 2057-2065.]
- [41] Wang Jiajia, Xia Xiaosheng, Cheng Xianfu, et al. Temporal and spatial distribution characteristics and influencing factors of PM_{2.5} concentration in Hefei city. *Resources and Environment in the Yangtze Basin*, 2020, 29(6): 1413-1421. [王佳佳, 夏晓圣, 程先富, 等. 合肥市PM_{2.5}浓度时空分布特征及影响因素分析. *长江流域资源与环境*, 2020, 29(6): 1413-1421.]
- [42] Wang Chao, Kan Aike, Zeng Yelong, et al. Population distribution pattern and influencing factors in Tibet based on random forest model. *Acta Geographica Sinica*, 2019, 74(4): 664-680. [王超, 阚爱珂, 曾业隆, 等. 基于随机森林模型的西藏人口分布格局及影响因素. *地理学报*, 2019, 74(4): 664-680.]
- [43] Wang Wei. Characteristics of negative air ion concentration and its relationships with environmental factors. *Ecology and Environmental Sciences*, 2014, 23(6): 979-984. [王薇. 空气负离子浓度分布特征及其与环境因子的关系. *生态环境学报*, 2014, 23(6): 979-984.]
- [44] Wang Hua, Lu Shaowei, Li Shaoning, et al. Inhalable particulate matter and fine particulate matter: Their basic characteristics, monitoring methods, and forest regulation functions. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 2013, 24(3): 869-877. [王华, 鲁绍伟, 李少宁, 等. 可吸入颗粒物和细颗粒物基本特征、监测方法及森林调控功能. *应用生态学报*, 2013, 24(3): 869-877.]

Regional variation of urban air quality in China and its dominant factors

ZHAO Yanyan¹, ZHANG Xiaoping¹, CHEN Mingxing^{1,2}, GAO Shanshan¹, LI Runkui¹

(1. College of Resources and Environment, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;

2. Key Laboratory of Regional Sustainable Development Modeling, Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, CAS, Beijing 100101, China)

Abstract: Research on the spatiotemporal evolution of urban air pollution and its driving forces has great theoretical and practical significance because it helps to deeply understand the mutual feedback mechanism between urban environment and socio-economic system and improve the efficiency of environmental governance. This paper illustrated the regional evolution characteristics of six urban ambient air pollutants, namely, CO, NO₂, O₃_8h, PM₁₀, PM_{2.5}, and SO₂, in 286 sample cities at the prefecture level in China from 2014 to 2019, starting from the year when the "Air Pollution Prevention and Control Action Plan" was fully implemented in China. The interactions between the concentrations of each pollutant were then analyzed on the basis of panel regression models. Furthermore, random forest model was employed to explore the correlations between concentrations of these six pollutants and thirteen natural and socio-economic impact factors so as to sort out crucial ones. The results are shown in three aspects. First, the average annual concentration of O₃_8h increased while that of the other urban ambient air pollutants decreased year by year, among which SO₂ concentration decreased the most. Although the typical heavy pollution areas had shrunk, cities in the Beijing-Tianjin-Hebei region, Shandong Peninsula region, Shanxi Province, and Henan Province still have witnessed relatively high concentrations of air pollutants. Second, there was a significant interaction between concentrations of these six pollutants, indicating that comprehensive measures for urban air pollution prevention are necessary. Third, the impact of natural factors and socio-economic factors on urban air quality varied greatly towards different air pollutants, together with a nonlinear response relationship with the pollutant concentrations. Within the selected five natural factors of temperature, precipitation, wind speed, humidity and NDVI, the urban annual average temperature had the strongest correlation with air pollutant concentrations, followed by NDVI. Among the eight selected socio-economic factors, the level of land urbanization and the proportion of secondary production were the two leading drivers of the urban air pollution, followed by the total power consumption and traffic factors. Besides, partial dependence model was used to further analyze the response threshold of different pollutant concentrations to the dominant influencing factors. In consideration of the limited ability of human to control the physical environment and meteorological conditions, it is recommended that urban air quality should be further effectively improved by means of the optimization of urban density, the control of man-made emission sources, and the implementation of strict air pollution prevention and control measures.

Keywords: urban air quality; spatiotemporal evolution; random forest model; impact factor