

引用格式: 刘佳雯, 贾若愚, 蒋玉颖, 等. 中国主要空气污染物浓度对土地利用类型的响应关系[J]. 资源科学, 2023, 45(9): 1869–1883. [Liu J W, Jia R Y, Jiang Y Y, et al. The response of major air pollutants concentration to land use types in China[J]. Resources Science, 2023, 45(9): 1869–1883.] DOI: 10.18402/resci.2023.09.13

中国主要空气污染物浓度对土地利用类型的响应关系

刘佳雯¹, 贾若愚¹, 蒋玉颖², 徐新良³, 王媛¹, 孙景宽⁴, 乔治¹

(1. 天津大学环境科学与工程学院, 天津 300072; 2. 北京经纬恒润科技股份有限公司, 北京 100191; 3. 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; 4. 滨州学院山东省黄河三角洲生态环境重点实验室, 滨州 256600)

摘要:【目的】人类活动改变下垫面性质, 进而对空气污染物浓度的时空变化产生重要影响。探索空气污染物浓度对土地利用面积的响应关系, 有利于从土地资源管理视角理解和调控空气污染。【方法】基于广义可加模型与空气污染效应贡献率指数, 以 10 km×10 km 网格化研究 2020 年全国 6 大地区土地利用面积比例与 4 种主要空气污染物(PM_{2.5}、PM₁₀、O₃、NO₂)年平均浓度的非线性响应关系, 并对比不同土地利用面积比例对空气污染物浓度的贡献差异。【结果】①2020 年, PM_{2.5}、PM₁₀ 区域年平均浓度最高出现在西北地区, 最低出现在西南地区; NO₂、O₃ 在华东地区的区域年平均浓度最高, 分别为 25.23 μg/m³ 和 102.60 μg/m³。②空气污染物浓度与网格化土地利用面积比例呈现非线性响应关系。总体上, 耕地、建设用地与未利用土地网格化面积比例增加使空气污染物浓度呈上升趋势, 而林地、草地则较多表现相反。③从空气污染效应贡献率差异来看, 在空气污染物低浓度区间林地、草地所表现出的空气污染效应贡献率高, 空气污染物高浓度区间耕地、建设用地则表现出较高的空气污染效应贡献率, 但水域、未利用土地的空气污染效应贡献率在不同地区表现各异。【结论】在全国范围内基于地区异同进行比较, 提出了网格化土地利用面积比例对空气污染可能的总体作用效果, 可为研究空气污染区域联防联控及国土空间规划提供参考。

关键词: 空气污染物; 土地利用; 广义可加模型; 非线性响应; 空气污染效应贡献率

DOI: 10.18402/resci.2023.09.13

1 引言

随着中国工业化和城镇化快速推进, 社会经济不断发展, 空气污染问题也伴随产生^[1,2], 对人类健康存在着严重危害^[3]并造成社会层面的健康经济损失^[4]。2020 年《中国生态环境状况公报》显示, 全国 337 个地级及以上城市中, 空气质量达标城市仅占 59.9%, PM_{2.5}、PM₁₀、O₃、NO₂ 成为最重要的空气污染物类型。在全国范围、区域尺度厘清空气污染现状并探索其成因过程对于精准治污、科学治污、依法治污具有实践意义, 也为开展区域空气污染联防联

控提供理论基础。

空气污染与人类活动息息相关^[5-7], 而人类活动对自然最直接的影响是土地利用变化, 包括森林面积减少^[8]、城市面积增加^[9]、围海造田等。这些土地利用的变化过程, 引起地表与空气之间热量、动量与水汽交换的变化, 进而影响空气污染物在空气中的扩散与迁移^[10,11]。在重点关注土地利用与空气污染关系的相关研究中, 基于数理模型的分析成为主要的研究方法。有学者使用 Pearson 相关系数、经验正交函数或双向消元法的逐步线性回归建立不同土

收稿日期: 2023-03-22 修订日期: 2023-06-16

基金项目: 国家自然科学基金项目(52270187); 天津市自然科学基金项目(21JCYBJC00390); 山东省黄河三角洲生态环境重点实验室开放基金。

作者简介: 刘佳雯, 女, 河北石家庄人, 硕士研究生, 研究方向为土地利用与城市环境。E-mail: liujiawen0128@126.com

通讯作者: 乔治, 男, 山东滕州人, 副教授, 研究方向为 GIS 及遥感应用、土地利用变化和城市热环境。E-mail: qiaozhi@tju.edu.cn

地利用面积与空气污染物浓度之间的相关性^[12-14]。但分析二者关系更广泛使用的方法,仍是土地利用回归模型(Land Use Regression, LUR)^[15,16]。例如冯春莉等^[17]基于北京市空气环境质量监测站点数据与站点周边土地利用情况,构建了2013和2019年PM_{2.5}、NO₂和O₃等3种主要空气污染物的土地利用回归模型;Knibbs等^[18]使用空气污染物遥感数据和地面空气污染质量监测站点数据,改进传统LUR方法并分别构建了澳大利亚PM_{2.5}浓度分布的地理时间加权回归模型。然而,相关研究在预测因子选取上,依赖于空气环境质量监测站点分布及其一定缓冲区内土地利用的分布情况与面积比例^[19],易形成监测数据与回归模型在时空上的信息断层。并且,土地利用回归模型与其他线性回归模型一样,受制于回归关系的单一不变性,无法较好地刻画空气污染物在空间上的非线性变化特征^[17]。此外,在现有研究中,研究区域也大多关注城市尺度,对地区尺度甚至国家尺度的研究较少^[20]。

本文耦合遥感卫星与监测站点数据所获得的空气污染物年平均浓度数据和土地利用数据,在全国范围、地区尺度、网格单元上利用广义可加模型揭示空气污染物浓度与网格化土地利用面积比例之间的非线性响应关系,在此基础上提出空气污染效应贡献率指数,探究全国各地区空气污染物的分布特征与变化原因,从土地利用视角为空气污染的成因机制研究提供理论依据和数据支持。

2 研究区域与研究方法

2.1 研究区域与分区

考虑到中国自然、社会和经济状况区域差异对空气污染和土地利用可能带来的影响,本文参考中国科学院资源与环境科学数据中心的地理分区方法(<https://www.resdc.cn/>),依托六大地理分区对全国范围空气污染物浓度与网格化土地利用面积比例响应关系进行分析。全国六大地理分区包括华北地区、东北地区、华东地区、西北地区、西南地区和东南地区,各分区空间分布情况如图1所示。

2.2 模型变量与数据来源

本文选择网格化土地利用面积比例作为解释变量,空气污染物浓度作为响应变量。土地利用参



图1 中国六大地理分区示意图

Figure 1 The six geographical regions of China

注:该图基于国家测绘地理信息局标准地图服务网站下载的审图号为GS(2020)4630号的标准地图制作,底图无修改。

考中国科学院资源与环境科学数据中心(<http://www.resdc.cn/>)分类方式并选择一级类型作为分析对象,包括耕地、林地、草地、水域、建设用地和未利用土地,数据分辨率为100 m。响应变量的空气污染物浓度数据来自ChinaHighAirPollutants数据集^[21-26](<https://weijing-rs.github.io/product.html>),本文所涉空气污染物包含PM_{2.5}、PM₁₀、O₃、NO₂等4种。该数据集综合站点观测与遥感反演数据,基于时空极端随机树(the space-time extremely randomized trees, STET)算法集合处理得到,为年平均无缝近地表值^[26],浓度单位均为μg/m³。同时,根据研究需要与数据更新情况,将空间分辨率1 km的PM_{2.5}、PM₁₀原始浓度数据重采样得到10 km分辨率数据,与O₃、NO₂浓度数据分辨率保持一致,并将研究的时间节点设置在2020年。

2.3 研究方法

2.3.1 广义可加模型

广义可加模型(Generalized Additive Model, GAM)是在广义线性模型基础上进行扩展得到的拟合方法^[27]。该模型使用非参数化形式的平滑函数,能够更清晰地预测自变量和因变量之间的非线性关系^[28]。研究中,考虑到空气污染物浓度数据与土地利用面积数据的分辨率差异,在全国建立与空气污染物浓度数据相对应的10 km×10 km的渔网,使一种或多种土地利用的面积以占网格单元总面积

2023年9月

的不同比例,与该网格单元的空气污染物浓度数据通过R语言中mgcv包的GAM函数构建非线性模型拟合^[29],GAM模型拟合公式如下所示:

$$g(\mu) = \alpha + f_1(x_1) + f_2(x_2) + f_3(x_3) + f_4(x_4) + f_5(x_5) + f_6(x_6) + \varepsilon \quad (1)$$

式中: $g(\mu)$ 表示空气污染物浓度与土地利用类型间的连接函数; μ 表示单元网格内空气污染物浓度 ($\mu\text{g}/\text{m}^3$); α 表示空气污染物浓度的数学期望值(截距); x_i ($i=1, \dots, 6$) 表示单元网格内土地利用面积比例; $f_i(x_i)$ 表示与解释变量对应的平滑函数,此处使用准泊松分布下的薄板样条回归方法进行平滑; ε 表示随机变量。模型拟合结果中可得到各解释变量的 F 统计值与 P 值。前者在同一模型中的大小情况反映不同变量对空气污染物的影响程度,其值越大,则相对重要性越大^[30,31];后者则反映假设结果的显著性。

2.3.2 空气污染效应贡献率

在本文研究设置的单元网格内,由于土地利用绝大部分不是单一分类,构建空气污染效应贡献率指数(Air Pollution Effect Contribution Index, APECI)^[32],并利用累积频率图表现同一土地利用在不同浓度区间的空气污染效应贡献率变化。空气污染效应贡献率计算公式如下:

$$APECI_i = \frac{S_i}{S} \times 100\% \quad (2)$$

$$\sum_i^n APECI_i = 1 \quad (3)$$

式中: $APECI_i$ 为土地利用 i 在某种空气污染物某一级浓度等级内的构成比例,在单一浓度等级内所有土地利用的面积比例之和为1; S_i 为土地利用 i 在某种空气污染物某一浓度等级中的面积; S 为某种空气污染物该浓度等级下土地利用 i 的总面积; n 为土地利用的分类数。

3 结果与分析

3.1 空气污染物浓度空间分布差异

如表1所示,本文首先对4种空气污染物的区域年平均浓度进行统计。整体上,各类空气污染物在西南地区区域年平均浓度较低,而区域年平均浓度的高值则出现在西北地区($\text{PM}_{2.5}$ 、 PM_{10})与华东地区(NO_2 、 O_3)。 $\text{PM}_{2.5}$ 区域年平均浓度排序为西北地区 > 华东地区 > 中南地区 > 华北地区 > 东北地区 > 西南地区,其中最高区域年平均浓度为西北地区的 $37.87 \mu\text{g}/\text{m}^3$; PM_{10} 区域年平均浓度排序则为西北地区 > 华北地区 > 华东地区 > 中南地区 > 东北地区 > 西南地区,区域年平均浓度分布与 $\text{PM}_{2.5}$ 近似,但区域年平均浓度极差可达 $74.79 \mu\text{g}/\text{m}^3$,远大于 $\text{PM}_{2.5}$ 区域年平均浓度极差 ($19.64 \mu\text{g}/\text{m}^3$)。 NO_2 区域年平均浓度在华东地区最高,为 $25.23 \mu\text{g}/\text{m}^3$; 区域年平均浓度最低值则出现在西南地区,为 $14.87 \mu\text{g}/\text{m}^3$,极差仅 $10.36 \mu\text{g}/\text{m}^3$,在4种空气污染物中最低。 O_3 区域年平均浓度排序表现为华东地区 > 西北地区 > 华北地区 > 西南地区 > 中南地区 > 东北地区,区域年平均浓度极差为 $16.77 \mu\text{g}/\text{m}^3$ 。

不同土地利用的空气污染物年平均浓度特征存在明显的区域差异性(图2)。4种空气污染物中,同一地区土地利用在 $\text{PM}_{2.5}$ 、 PM_{10} 浓度区间上的浓度密度分布特征相似且集中,分别为 $20\sim 40 \mu\text{g}/\text{m}^3$ 、 $20\sim 80 \mu\text{g}/\text{m}^3$ 。相较而言,不同土地利用下, O_3 浓度密度分布的区域差异最大, NO_2 次之。以 O_3 浓度密度分布的地区差异为例,西北、华东、华北地区集中分布在较高的 O_3 浓度区间,分别为 $100\sim 110 \mu\text{g}/\text{m}^3$ 、 $90\sim 120 \mu\text{g}/\text{m}^3$ 、 $95\sim 105 \mu\text{g}/\text{m}^3$; 中南、西南地区次之,基本集中分布于 $80\sim 100 \mu\text{g}/\text{m}^3$; 东北地区在 O_3 浓度上的集中分布区间则最低,仅 $80\sim 95 \mu\text{g}/\text{m}^3$ 。这也与 O_3 的区域年平均浓度排序关系基本一致。

此外,不同于西北地区 $\text{PM}_{2.5}$ 与 PM_{10} 两种空气污

表1 $\text{PM}_{2.5}$ 、 PM_{10} 、 O_3 、 NO_2 年平均浓度的区域特征

Table 1 Annual average concentrations of $\text{PM}_{2.5}$, PM_{10} , O_3 , and NO_2 in different regions

	东北地区	华北地区	华东地区	中南地区	西北地区	西南地区
$\text{PM}_{2.5}/(\mu\text{g}/\text{m}^3)$	26.82	27.75	31.05	29.47	37.87	18.23
$\text{PM}_{10}/(\mu\text{g}/\text{m}^3)$	44.40	61.05	52.05	47.67	107.86	33.07
$\text{NO}_2/(\mu\text{g}/\text{m}^3)$	17.91	20.40	25.23	20.85	17.87	14.87
$\text{O}_3/(\mu\text{g}/\text{m}^3)$	85.83	98.56	102.60	91.52	102.12	93.10

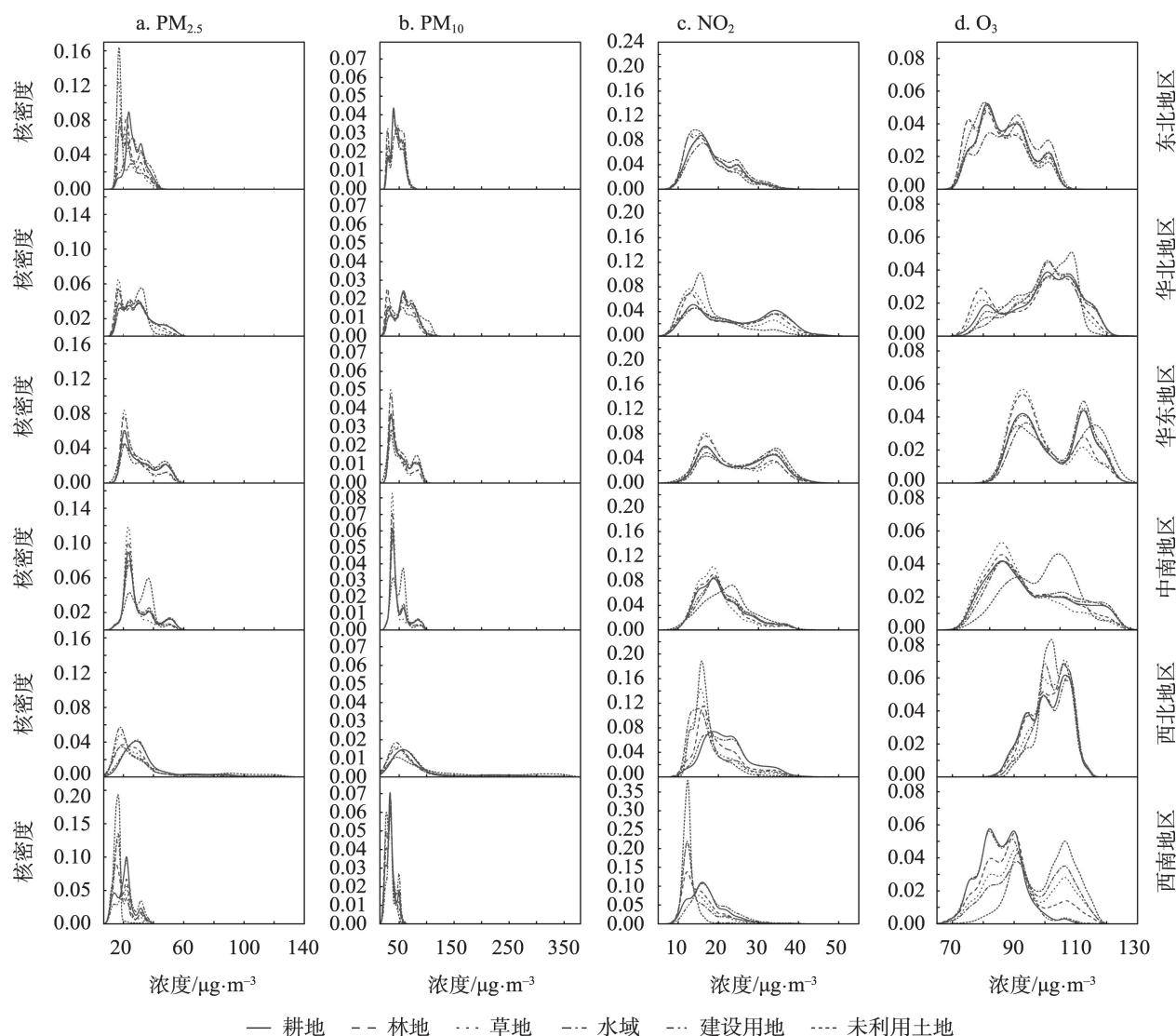


图2 不同土地利用在空气污染物浓度区间上的密度分布

Figure 2 Density distribution of different land uses by air pollutant concentration intervals

染物浓度密度分布,多数地区土地利用在空气污染物浓度区间上的分布呈现多峰状态。而除华东、华北地区 NO_2 浓度及西北地区 $\text{PM}_{2.5}$ 、 PM_{10} 浓度密度分布对称性较好外,其余均有明显的不对称分布情况。即受制于地区自然条件、土地利用比例及组合等方面的差异,空气污染物与土地利用之间可能有着复杂的响应关系。

3.2 不同空气污染物浓度对网格化土地利用面积比例的响应关系

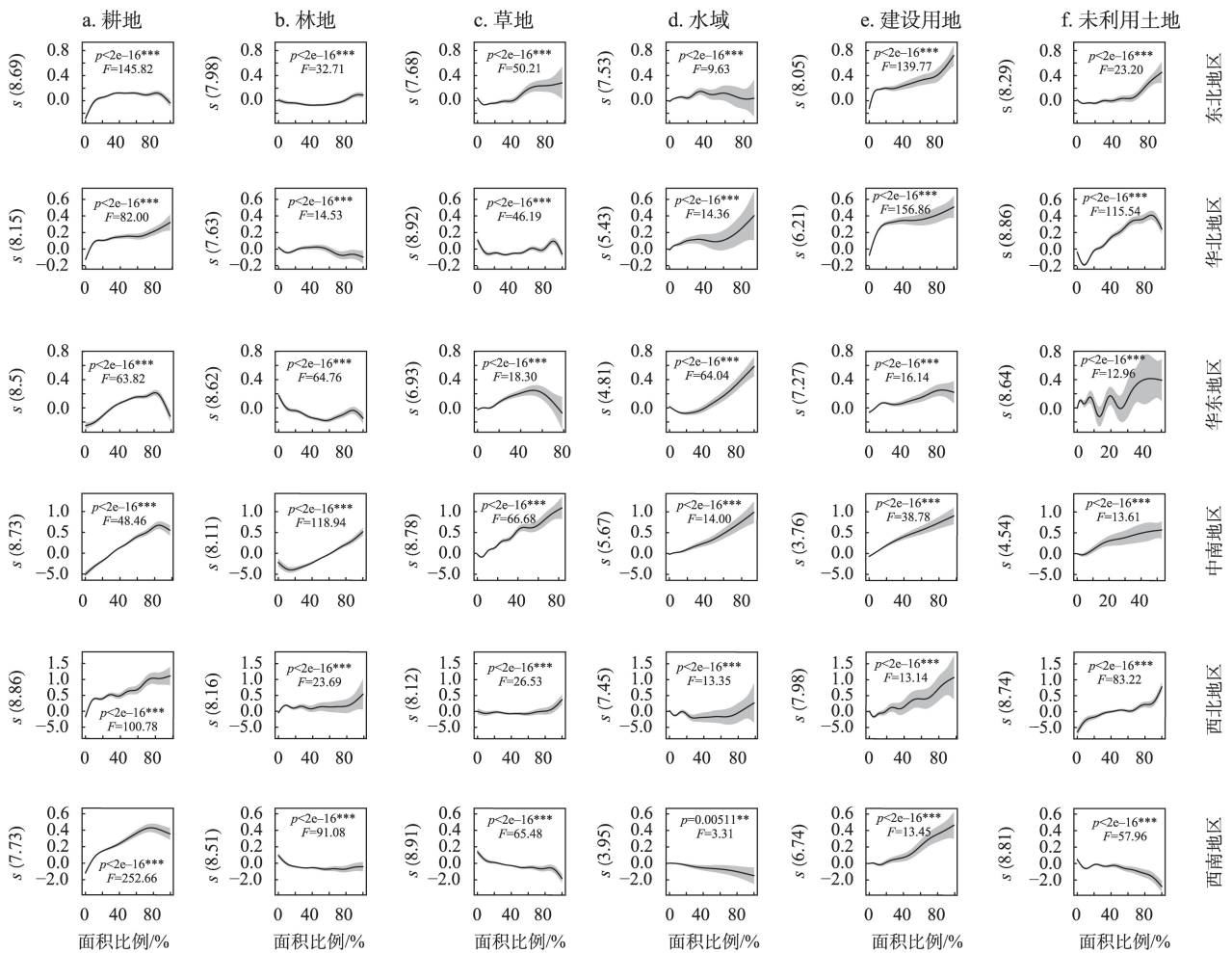
3.2.1 $\text{PM}_{2.5}$ 浓度对土地利用面积比例的响应关系

$\text{PM}_{2.5}$ 浓度与全国六大地区土地利用面积比例的响应关系模型中,仅西南地区的水域未通过显著

性检验(图3),其余地区模型拟合效果较好。比较 F 统计值可知,总体上耕地在六大地区的 $\text{PM}_{2.5}$ 浓度非线性响应关系中相对重要性最高,而水域的相对重要性最低。例如,在东北地区不同土地利用在 $\text{PM}_{2.5}$ 浓度的非线性响应关系中,相对重要性排序为耕地($F=145.82$)>建设用地($F=139.77$)>草地($F=50.21$)>林地($F=32.71$)>未利用土地($F=23.20$)>水域($F=9.63$)。

$\text{PM}_{2.5}$ 浓度与不同土地利用面积比例存在非线性响应差异。随着耕地面积增加,各地区 $\text{PM}_{2.5}$ 浓度总体波动上升。当其比例低于10%时, $\text{PM}_{2.5}$ 浓度与耕地面积在全部地区同步快速上升。当耕地面积

2023年9月

图3 不同地区PM_{2.5}浓度对不同土地利用面积比例的非线性响应Figure 3 Non-linear response of PM_{2.5} concentrations to different land-use area proportions in different regions

注:***表示1%水平显著,**表示5%水平显著。图中实线表示不同土地利用面积比例对空气污染物浓度的平滑拟合结果,灰色阴影表示拟合的置信区间;纵坐标为解释变量对空气污染物浓度的平滑拟合值 s ,纵坐标括号中数字代表在该区域该土地利用面积比例对空气污染物浓度平滑拟合函数的估计自由度。下同。

占比10%~80%时,随着耕地面积增加,东北、华北与西北地区PM_{2.5}浓度缓慢波动上升,华东、西南地区PM_{2.5}浓度上升趋势减缓,中南地区PM_{2.5}浓度则仍快速上升;当耕地面积占比达到80%后,在东北、华东和中南等多个地区,PM_{2.5}浓度与耕地面积转为同步下降。建设用地面积比例与PM_{2.5}浓度非线性关系的变化点为20%,小于这一数值时,除西北与西南地区外均表现出PM_{2.5}浓度与建设用地面积较快同步上升的趋势;大于20%后,随着建设用地面积的增加,PM_{2.5}浓度的上升趋势减缓或存在波动。以上两种土地利用,往往在总体趋势上表现出PM_{2.5}浓度与土地利用面积比例的同步上升,但水域的响应关

系在不同地区之间区别较大。当水域比例达到50%以上时,华北、华东和中南地区能够表现出PM_{2.5}浓度与水域面积同步增长的趋势,东北地区则相反。

较其他土地利用,更多地区的林地和草地在面积比例增加时PM_{2.5}浓度总体同步下降,但这一特征在同一地区中林地较草地明显。以华东地区为例,随林地比例增长,PM_{2.5}浓度波动下降;但草地只有达到50%的比例之后,PM_{2.5}浓度才随着草地面积的增加而下降。有研究表明,植被通过茎秆或气孔对PM_{2.5}有捕集与吸收作用,这使得拥有密集林冠的林地对PM_{2.5}产生滞留与吸附,从而降低其空气浓度;

但由于草地植被矮小,植物的滞尘与吸附效应对由风力扬起的地表粉尘污染效果更显著,对由外部扩散而来的空气污染物的作用有限^[33]。这可能是 $PM_{2.5}$ 浓度与林地、草地两种土地利用面积比例响应关系存在差异的原因。

土地利用面积比例与 $PM_{2.5}$ 浓度之间的作用关系也表现在不同地区的土地利用面积比例对于不同 $PM_{2.5}$ 浓度下空气污染效应贡献率的差异(图4)。整体上,六大地区的林地、草地主要贡献在10~30 $\mu g/m^3$ 的低浓度区间,建设用地、耕地则在高浓度区间展示出更高的空气污染效应贡献率。对比而言,由于西南地区 $PM_{2.5}$ 年平均浓度明显低于其他区域,这一地区建设用地对于 $PM_{2.5}$ 的贡献集中于30~45 $\mu g/m^3$ 。而在 $PM_{2.5}$ 浓度更高的华北地区,建设用地对于 $PM_{2.5}$ 的贡献在30~55 $\mu g/m^3$ 更为突出。

3.2.2 PM_{10} 浓度对土地利用面积比例的响应关系

PM_{10} 浓度与全国六大地区土地利用面积比例的响应关系模型中,仅华北地区的水域未通过显著

性检验(图5),模型拟合效果较好。观察 F 统计值可知,总体上耕地在六大地区 PM_{10} 浓度的非线性响应关系中相对重要性最高,而水域的相对重要性最低。但与 $PM_{2.5}$ 响应关系不同的是,华北地区耕地($F=22.83$)在非非线性响应关系中的相对重要性下降。该地区的相对重要性排序转变为建设用地($F=87.83$)>未利用土地($F=86.02$)>草地($F=35.34$)>林地($F=31.24$)>耕地($F=22.83$)>水域($F=3.57$)。

PM_{10} 浓度与不同土地利用面积比例非线性响应关系的整体趋势,在多数地区和 $PM_{2.5}$ 浓度与土地利用面积比例响应关系近似。随着林地面积比例的增加, PM_{10} 浓度一定程度上呈波动下降;而随着耕地、建设用地与未利用土地、水域等土地利用面积比例的增加, PM_{10} 浓度则波动上升。但与 $PM_{2.5}$ 浓度响应关系差异表现较为明显的地区是华北地区。该地区耕地比例低于10%时, PM_{10} 浓度随着耕地面积的增加而上升;超过10%后,不同于 $PM_{2.5}$ 浓

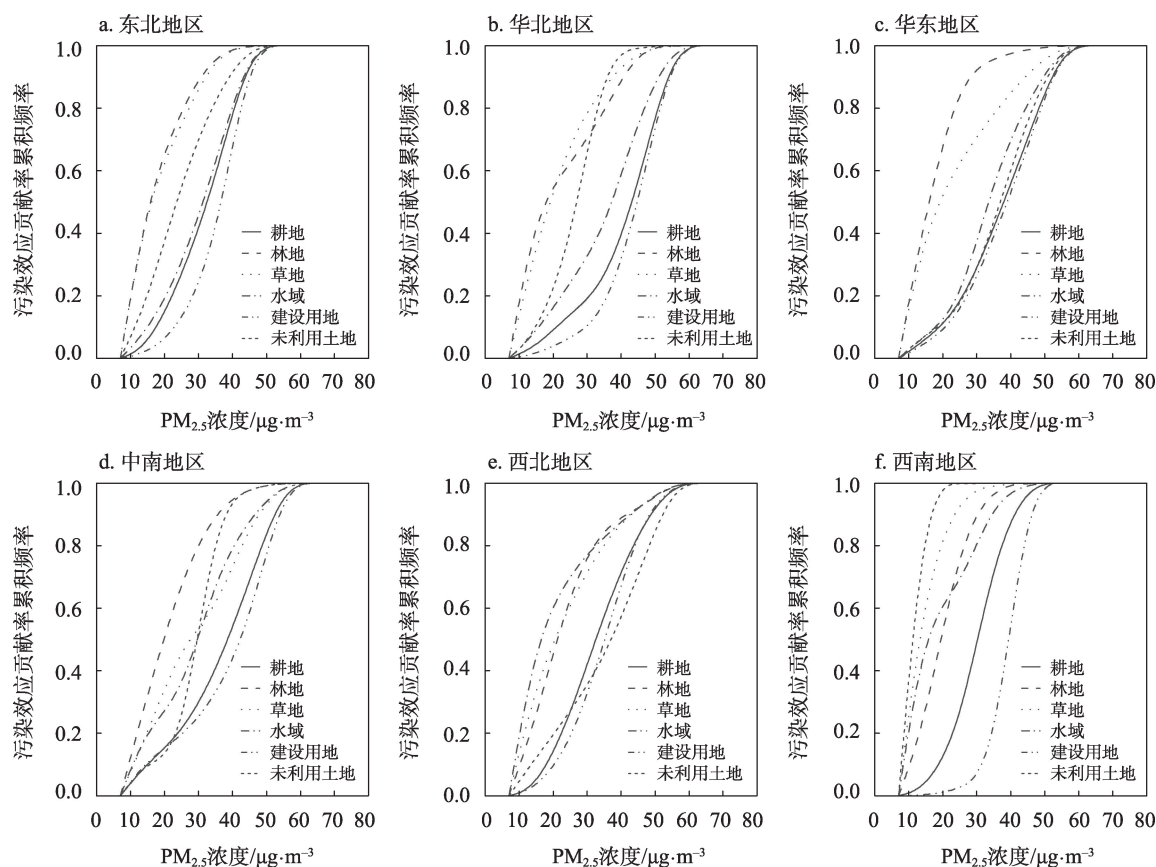
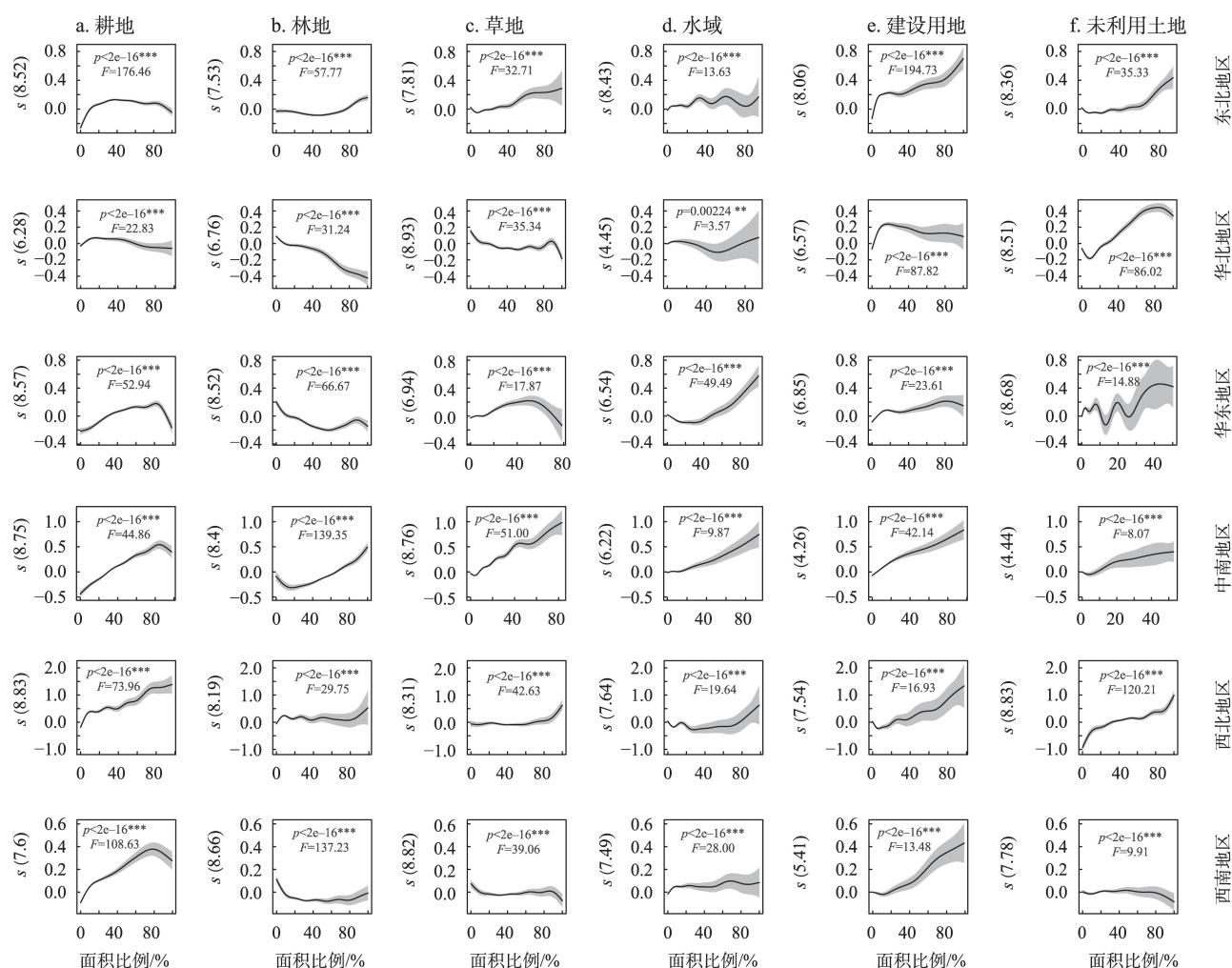


图4 不同地区各土地利用对 $PM_{2.5}$ 的空气污染效应贡献率累积分布

Figure 4 Cumulative distribution of APECI for $PM_{2.5}$ by land use in different regions

2023年9月

图5 不同地区PM₁₀浓度对不同土地利用面积比例的非线性响应Figure 5 Non-linear response of PM₁₀ concentrations to different land-use area proportions in different regions

度的缓慢增长,PM₁₀浓度随着耕地面积的增加不再明显变化。值得注意,华北地区的建设用地在面积比例达到80%后,不同于与PM_{2.5}浓度的响应关系,随着面积比例的继续增加,PM₁₀浓度转为轻微下降趋势,此时环境库兹涅茨曲线的作用逐渐凸显。

对六大地区不同土地利用的PM₁₀空气污染效应贡献率进行对比(图6)。各地区整体表现为建设用地在60~80 μg/m³有更高的空气污染效应贡献率,林地则在更低浓度区间有更高的空气污染效应贡献率。而西南由于较其他地区PM₁₀浓度更低,建设用地的较高空气污染效应贡献率集中在40~60 μg/m³。同时,地区间未利用土地的高空气污染效应贡献率在不同PM₁₀浓度区间的分布有较大的差异。华东地区集中在15~20 μg/m³,东北、华北和西南地区集中在20~50 μg/m³,中南地区则高度集中在40~

60 μg/m³。但由于西北地区集中分布大量沙地、裸地等未利用土地,表层颗粒易在风力作用下进入大气环境造成相对更大粒径PM₁₀浓度的增加^[34],该地区未利用土地的高空气污染效应贡献率浓度区间明显高于其他地区,集中在60~80 μg/m³。

3.2.3 NO₂浓度对土地利用面积比例的响应关系

NO₂浓度与全国六大地区土地利用面积比例的响应关系模型中,各地区全部土地利用均通过显著性检验(图7),模型拟合效果较好。与前述空气污染物不同,土地利用面积比例对于NO₂浓度影响的相对重要性排序发生了变化,以建设用地为相对重要性较高土地利用的地区占比最多,其次是耕地,而相对重要性较低的仍为水域。以中南地区为例,相对重要性排序变化为建设用地($F=80.78$)>林地($F=64.96$)>草地($F=42.34$)>耕地($F=33.00$)>水域

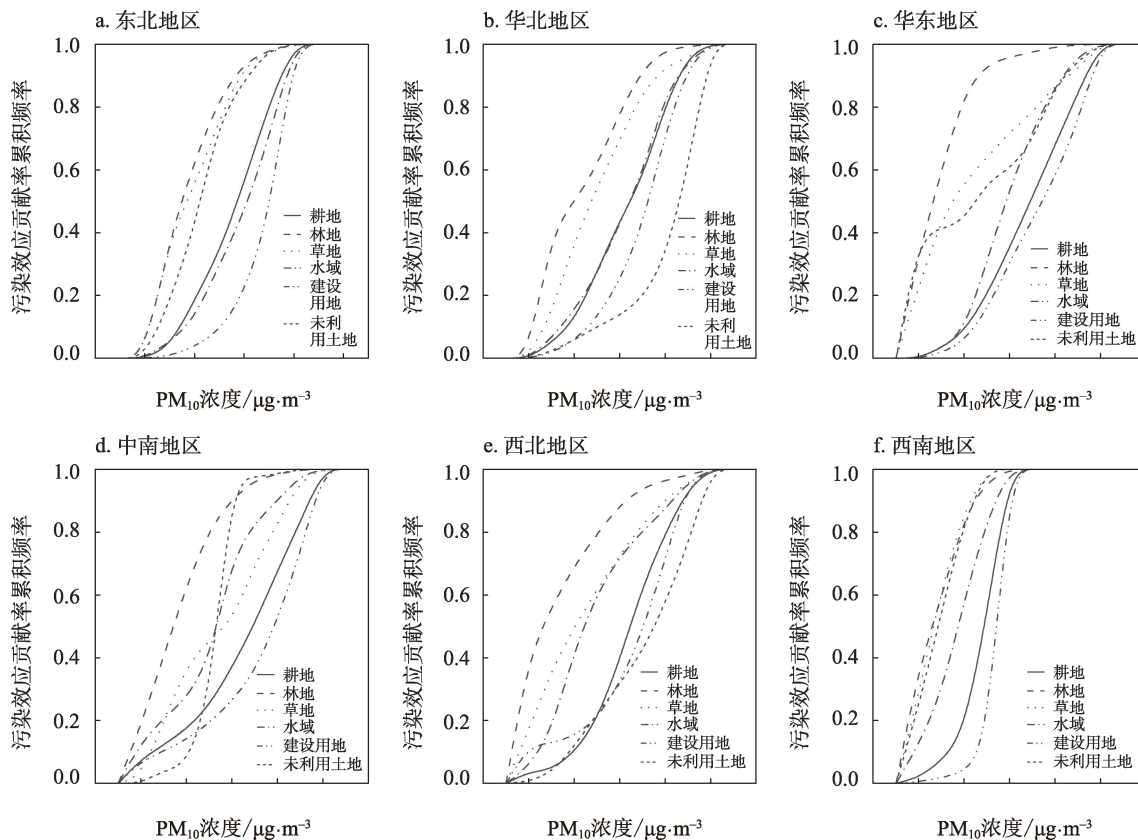


图6 不同地区各土地利用对 PM_{10} 的空气污染效应贡献率累积分布

Figure 6 Cumulative distribution of APECI for PM_{10} by land use in different regions

($F=22.70$)>未利用土地($F=7.63$)。

NO_2 浓度与不同土地利用面积比例存在非线性响应差异。随着耕地面积的增加, NO_2 浓度在不同地区更多表现为上升趋势。当耕地比例处于0%~20%时, NO_2 浓度随耕地比例的增加快速增长。而当这种比例大于20%时,华北、华东、西北与西南地区的 NO_2 浓度增长放缓,仅中南地区仍然快速增长。

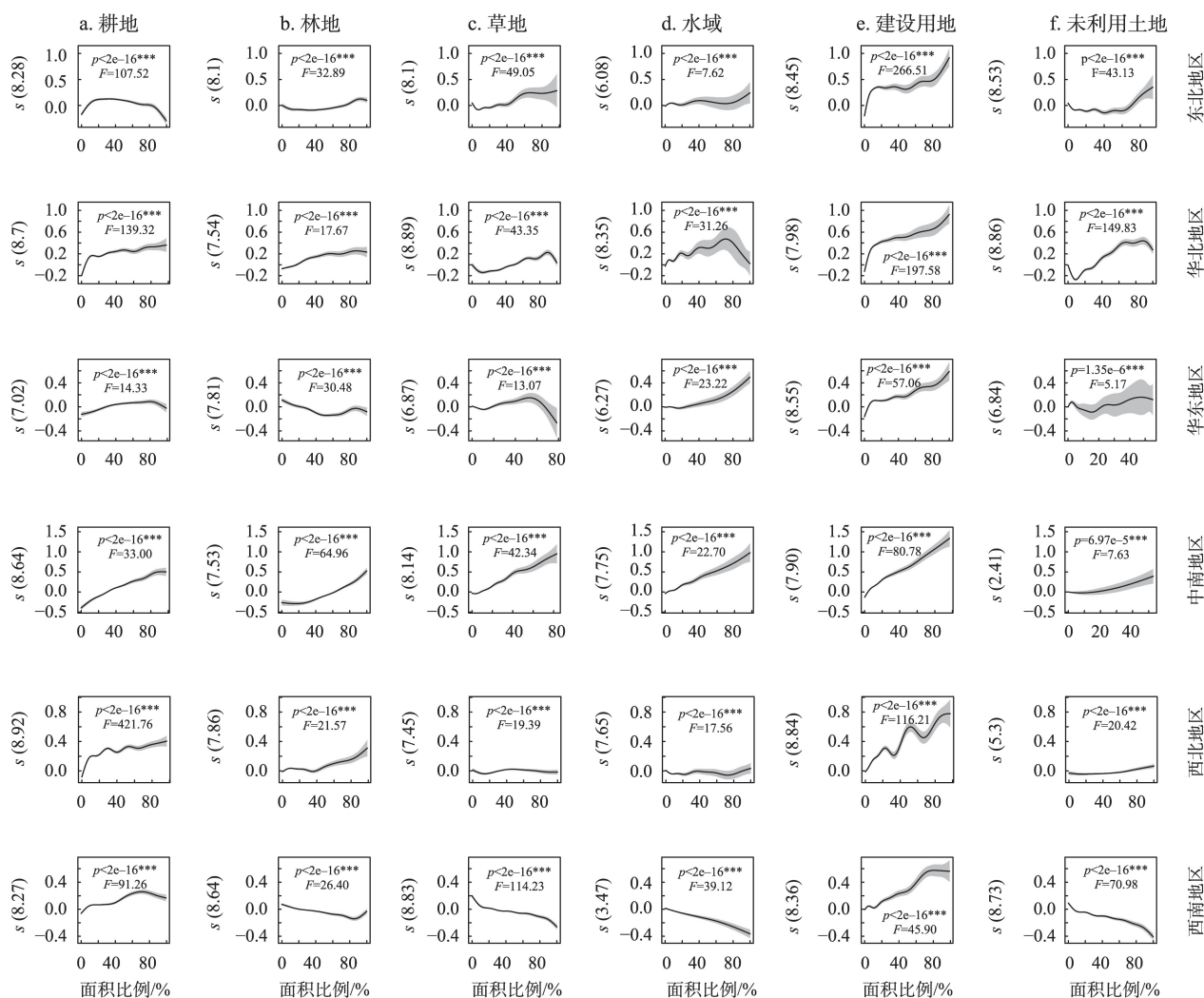
林地与草地在同一地区的响应趋势具有相似性,但 NO_2 浓度与草地的响应关系表现出更明显的波动。同时,林地能在更低占比下表现出对 NO_2 浓度的削减。以华东地区为例,林地在占比0%~40%时,随着林地面积的增加, NO_2 浓度有明显的下降趋势;而草地对 NO_2 浓度的削减作用在占比达到80%时才表现出来。此外,随着林地面积的增加,华东和西南地区的 NO_2 浓度较北方有更明显的下降效应,这可能与常绿阔叶林较落叶林或针叶林有更优的空气污染物阻滞、沉降和吸收效果有关^[35]。

建设用地在各地区与 NO_2 浓度的响应均表现出

快速同步上升趋势。建设用地比例小于20%时,除西南地区以外,其余地区的 NO_2 浓度均随建设用地面积的增加而快速增加。当比例处于20%~80%时,多数地区的同步上升趋势表现出明显的波动。而这种波动上升在建设用地比例达到80%后才重新转为随着建设用地面积的增加有 NO_2 浓度快速上升。 NO_2 的重要排放源是城市交通中机动车尾气排放与工业生产中煤炭、重油等矿石燃料燃烧废气排放^[36],这解释了建设用地与 NO_2 浓度明显的同步增长趋势。与上述土地利用不同, NO_2 浓度与水域、未利用土地的响应关系较为多变。其中, NO_2 浓度对水域的响应关系多在水域比例处于70%~80%时发生变化。达到这一比例后,随着水域面积的增加,东北、华东、西北地区 NO_2 浓度上升加快,华北地区则转变为快速下降。而对于未利用土地,仅华东、西北、西南地区表现出随着未利用土地面积增加, NO_2 浓度较为单一的上升或下降趋势。

对六大地区不同土地利用的 NO_2 空气污染效应

2023年9月

图7 不同地区NO₂浓度对不同土地利用面积比例的非线性响应Figure7 Nonlinear response of NO₂ concentrations to different land-use area proportions in different regions

贡献率进行对比(图8)。可以看出,耕地在各个地区对NO₂浓度有较高空气污染效应贡献率表现在20~40 μg/m³区间,林地、草地与未利用土地在多数地区的低浓度区间(0~20 μg/m³)有较高空气污染效应贡献率,六个地区的建设用地则在高浓度区间有较高的空气污染效应贡献率。值得注意的是,尽管华北、中南、华东地区相较而言有更高的NO₂地区平均浓度,建设用地的贡献率区间仍与其他地区一样集中分布在30~40 μg/m³。

3.2.4 O₃浓度对土地利用面积比例的响应关系

O₃浓度与全国六大地区土地利用面积比例的响应关系模型中,各地区的全部土地利用均通过显著性检验(图9),模型拟合效果较好。不同于PM_{2.5}

和PM₁₀,耕地在O₃浓度对土地利用面积比例响应关系中的相对重要性有所下降,在各地区均不再成为相对重要性最高的土地利用类型。与此同时,建设用地、林地、未利用土地在更多地区表现出对O₃浓度与土地利用面积比例响应关系的相对重要性,这也与O₃产生、排放的来源基本一致。即人类活动产生的人为源挥发性有机物(AVOCs)和植物生长代谢产生的植物源挥发性有机物(BVOCs)均在O₃生成所需的光化学反应中有重要作用^[37,38]。

O₃浓度与不同土地利用面积比例存在非线性的响应差异。整体上,建设用地面积与O₃浓度同步上升,但这种趋势较其他3种空气污染物不明显。当建设用地比例小于20%时,六大地区的O₃浓度均

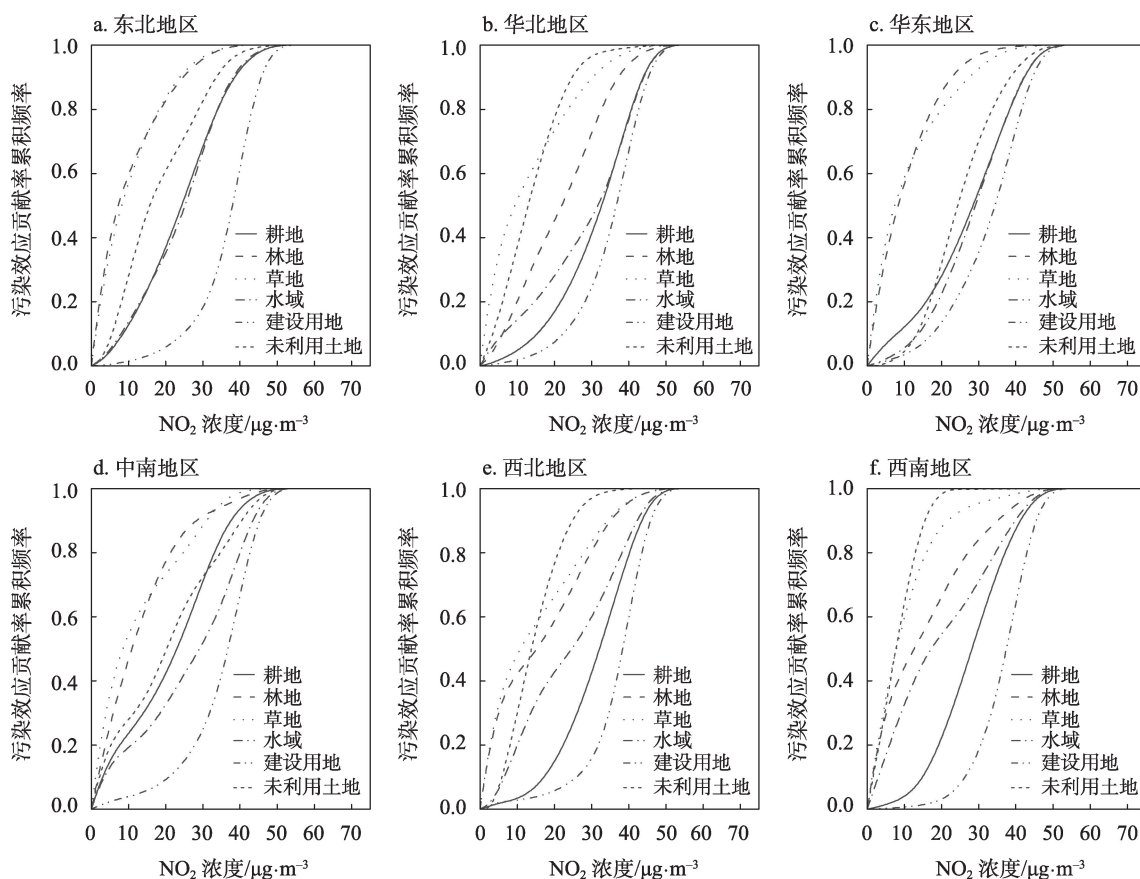


图8 不同地区各土地利用对NO₂的空气污染效应贡献率累积分布

Figure 8 Cumulative distribution of APECI for NO₂ by land use in different regions

随建设用地面积增加而上升。大于20%之后,多数地区O₃浓度保持存在波动而整体趋于不变的情况。直到建设用地占比60%~80%时,不同地区的O₃浓度变化趋势转为明显的上升或下降。而在林地面积与O₃浓度的非线性关系中,较其他地类能在更大的比例范围内表现出O₃浓度随林地面积上升而下降的趋势。在东北地区林地占比20%~60%、华北地区林地占比大于60%、华东地区林地占比60%以下以及中南地区林地占比小于30%时,均表现为随着林地面积的增加,O₃浓度下降。这可能与森林冠层对光的遮挡,冠层下区域的垂直扩散系数降低,破坏冠层下的光化学反应,使得对流层臭氧浓度降低有关^[39]。但当这些地区的林地面积超出以上比例后,O₃浓度有随林地面积增加而增加的趋势。除此之外,未利用土地与O₃浓度的关系在不同地区间差异较大。东北、华北、西北和西南地区O₃浓度整体上随未利用土地面积的增加而上升,但华东地区表

现出明显的波动,中南地区O₃浓度则随未利用土地面积的增加变化微弱。

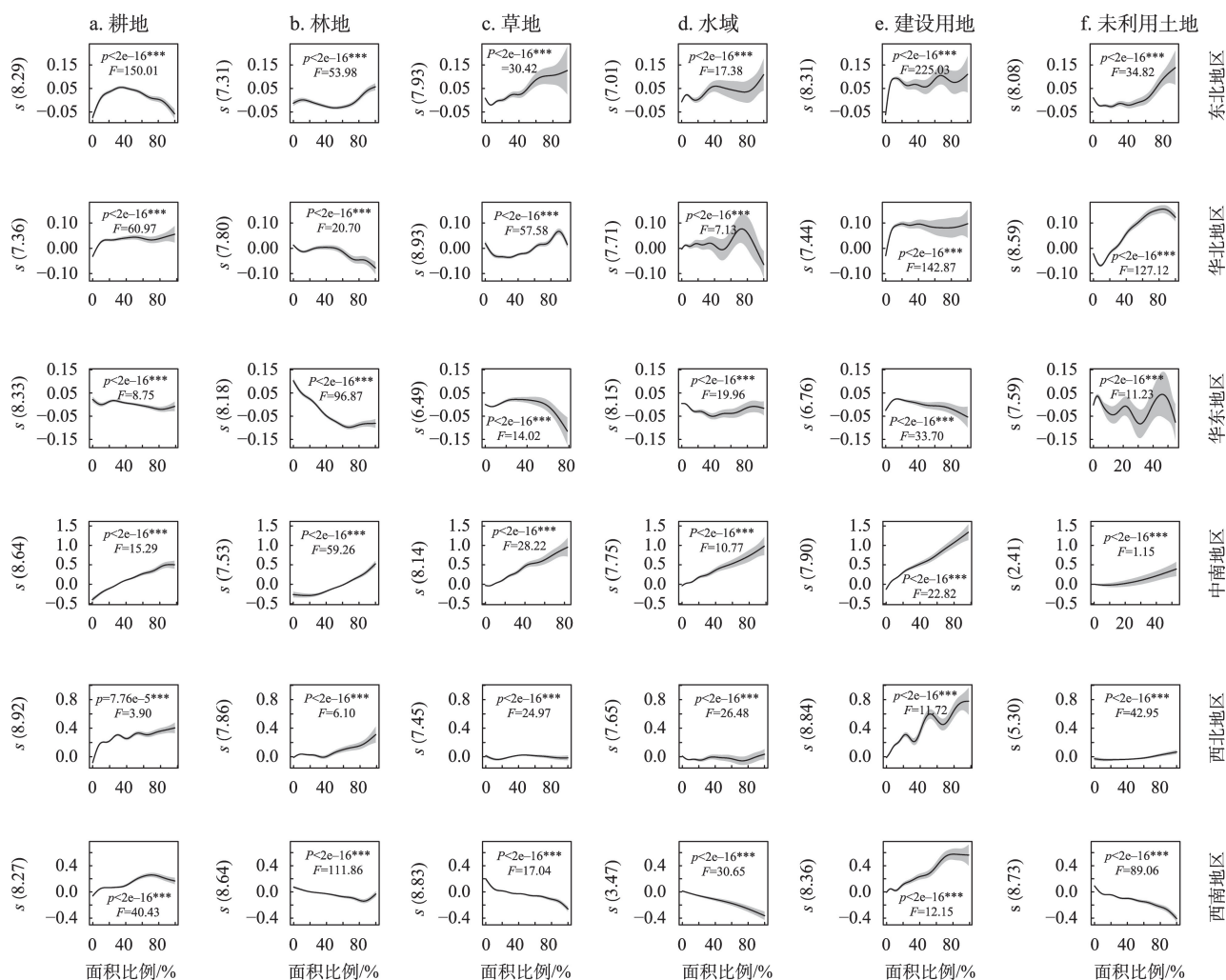
对六大地区不同土地利用的O₃空气污染效应贡献率进行对比(图10)。多数地区中,建设用地在较高O₃浓度区间(100~110 μg/m³)有更高的空气污染效应贡献率,而草地、水域和未利用土地在不同浓度区间下O₃空气污染效应贡献率的变化则较为复杂。与其他3种空气污染物不同的是,林地的高贡献分布有更明显的地区性。可见东北与中南地区所集中的浓度区间最高,处于60~105 μg/m³;华东地区集中在60~100 μg/m³;西北与西南地区集中在60~90 μg/m³;而华北地区最低,集中分布在60~80 μg/m³的浓度区间。

4 讨论与结论

4.1 讨论

本文在已有研究基础上,基于非线性模型从土地利用的视角探索空气污染成因机制,扩展研究区

2023年9月

图9 不同地区O₃浓度对不同土地利用面积比例的非线性响应Figure 9 Non-linear response of O₃ concentrations to different land-use area proportions in different regions

域至全国范围,并不再仅限于针对单一空气污染物和土地利用开展研究。研究发现耕地、建设用地对空气污染物浓度影响最为显著,而林地、草地面积比例的增加有可能降低空气污染物浓度。这与赵文斐等^[20]基于石家庄市PM_{2.5}与土地利用非线性关系得出的结论一致,建设用地为影响空气中PM_{2.5}浓度的主导因子,同时林地、草地面积增加对PM_{2.5}浓度升高有负效应。此外,本文还发现空气污染物浓度与水域的响应关系复杂,或更易受到水域周边缓冲区内土地利用构成的影响。这点在既往研究中也得到了验证,以城市湖泊湿地为例,其周边建成环境非硬质下垫面占比对空气污染物浓度变化有重要影响^[40]。研究结果对空气污染区域联防联控及国土空间规划均有一定的参考价值。通过不同空

气污染物年平均浓度区域差异情况可以看出,空气污染控制与防治需继续向纵深、细化方向发展,聚焦细颗粒物和臭氧协同控制,同时应进一步关注重点土地利用周边缓冲区土地利用类型组成对空气污染物产生与扩散的多种影响。

本文仍有不足之处。首先,本文选取空气污染物年平均数据作为响应变量,可能对不同土地利用之间空气污染的大气传输效应体现不足,尤其对季节性响应关系的解释造成了一定的挑战。其次,目前仅以2020年为案例研究不同土地利用类型对空气污染物浓度的影响,忽略了空气污染受气候变化影响所出现年际差异的情况。此外,本文在探究空气污染物浓度对土地利用类型的响应关系时,尽管综合考虑了土地利用类型承载空气污染物排放的

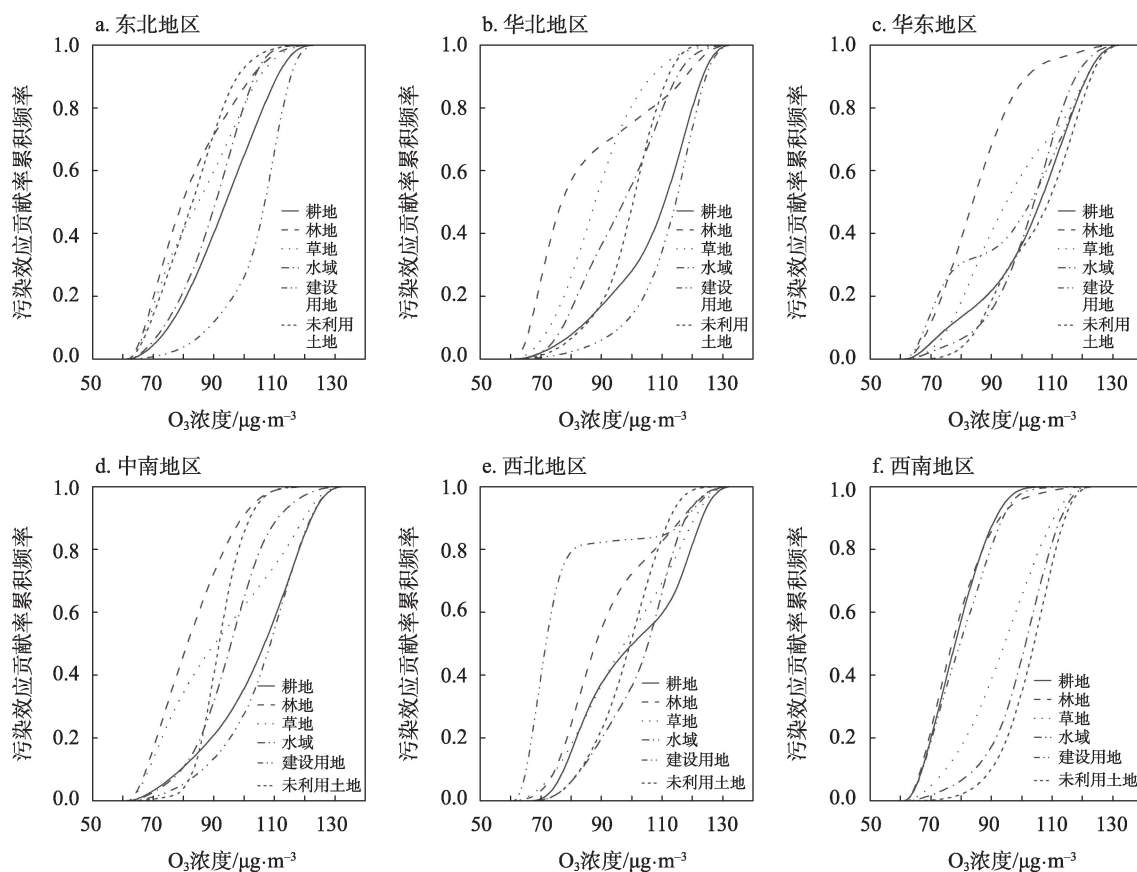


图10 不同地区各土地利用对O₃的空气污染效应贡献率累积分布

Figure 10 Cumulative distribution of APECI for O₃ by land use type in different regions

“源”效应和空气污染物大气沉降的“汇”效应,但是没有解析土地利用对于空气污染物浓度的“源”、“汇”贡献程度。未来的研究可基于本文全国范围数理统计规律,聚焦高时间分辨率(季节、昼夜)和空间分辨率,不同土地利用类型对空气污染影响的相互作用效应,更好地理解空气污染物对土地利用的响应过程和原理,为空气污染预测及区域联防联控提供新的理论依据和数据支持。

4.2 结论

本文通过使用2020年全国土地利用与主要空气污染物(PM_{2.5}、PM₁₀、NO₂、O₃)年平均浓度数据,研究了各地区空气污染物浓度与网格化土地利用面积比例的响应关系。同时,关注不同土地利用在不同浓度区间对空气污染物浓度的贡献差异。得到结论如下:

(1)2020年,六大地区呈现出不同的空气污染类型。西北地区PM_{2.5}、PM₁₀区域年平均浓度最高,而华东地区NO₂、O₃区域年平均浓度最高。综合4

种空气污染物,西南地区表现出较好的空气质量特征,PM_{2.5}、PM₁₀、NO₂在该地区区域平均浓度均最低。而O₃的最低区域年平均浓度出现在东北地区(85.83 μg/m³)。

(2)空气污染物浓度对于不同土地利用面积比例呈现非线性响应关系。耕地与建设用地在更多的响应关系模型中有较高的相对重要性,水域则往往与之相反。其中,耕地、建设用地、未利用土地随着面积比例的增加,4种空气污染物浓度总体表现为明显的上升趋势。同时,林地与草地面积比例的增加对空气污染物浓度有减少趋势,且这种趋势在林地中更显著。但对于水域而言,空气污染物浓度对水域面积比例的响应呈现不规律性。

(3)同一地区、同种空气污染物在不同的污染浓度区间内不同土地利用类型的空气污染效应贡献率存在差异。综合来看,林地、草地在低浓度区间有更高的空气污染效应贡献率,耕地、建设用地在高浓度区间有更高的空气污染效应贡献率。水

2023年9月

域、未利用土地的空气污染效应贡献率分布在不同地区表现各异。

参考文献(References):

- [1] Qiao Z, Wu F, Xu X L, et al. Mechanism of spatiotemporal air quality response to meteorological parameters: A national-scale analysis in China[J]. Sustainability, 2019, DOI: 10.3390/su11143957.
- [2] Ji M Y, Jiang Y Y, Han X P, et al. Spatiotemporal relationships between air quality and multiple meteorological parameters in 221 Chinese cities[J]. Complexity, 2020, DOI: 10.1155/2020/6829142.
- [3] Burkart K, Causey K, Cohen A J, et al. Estimates, trends, and drivers of the global burden of type 2 diabetes attributable to PM_{2.5} air pollution, 1990–2019: An analysis of data from the Global Burden of Disease Study 2019[J]. The Lancet Planetary Health, 2022, 6(7): 586–600.
- [4] Chen H, Li L, Lei Y L, et al. Public health effect and its economics loss of PM_{2.5} pollution from coal consumption in China[J]. Science of the Total Environment, 2020, DOI: 10.1016/j.scitotenv. 2020. 138973.
- [5] 孙亚男, 费锦华. 基于机器学习的雾霾污染精准治理[J]. 资源科学, 2021, 43(5): 872–885. [Sun Y N, Fei J H. Precise governance of haze pollution based on machine learning[J]. Resources Science, 2021, 43(5): 872–885.]
- [6] 王媛, 李玥, 乔治, 等. 京津冀城市群大气污染传输规律研究: 两组排放清单的比较分析[J]. 中国环境科学, 2019, 39(11): 4561–4569. [Wang Y, Li Y, Qiao Z, et al. Atmospheric transmission rule on air pollution in Beijing–Tianjin–Hebei urban agglomeration: A comparative analysis of two emission inventories[J]. China Environmental Science, 2019, 39(11): 4561–4569.]
- [7] Wang Y, Li Y, Qiao Z, et al. Inter-city air pollutant transport in The Beijing–Tianjin–Hebei urban agglomeration: Comparison between the winters of 2012 and 2016[J]. Journal of Environmental Management, 2019, DOI: 10.1016/j.jenvman.2019.109520.
- [8] 刘丹, 李琳娜. 1995–2015年中国北方边境样带土地利用时空格局演变及驱动因素[J]. 资源科学, 2021, 43(6): 1208–1221. [Liu D, Li L N. Spatiotemporal change and driving factors of land use in the northern border transect of China, 1995–2015[J]. Resources Science, 2021, 43(6): 1208–1221.]
- [9] 朱新华, 钟苏娟. “流空间”视角下高铁对城市土地利用的影响: 基于DPSIR-PLS模型分析[J]. 资源科学, 2019, 41(12): 2262–2273. [Zhu X H, Zhong S J. Effects of high-speed rail on urban land use from the perspective of “space of flows”: An analysis based on DPSIR-PLS model[J]. Resources Science, 2019, 41(12): 2262–2273.]
- [10] Sun W, Liu Z H, Zhang Y, et al. Study on land-use changes and their impacts on air pollution in Chengdu[J]. Atmosphere, 2019, 11(1): 42.
- [11] 杨宇, 何唯, 李鹏, 等. 中国城市化与PM_{2.5}浓度时空动态及作用机理: 基于胡焕庸线变迁的视角[J]. 资源科学, 2022, 44(10): 2100–2113. [Yang Y, He W, Li P, et al. Spatiotemporal dynamics and mechanisms in urbanization and PM_{2.5} concentration in China: A perspective based on the transition of Hu Huanyong Line[J]. Resources Science, 2022, 44(10): 2100–2113.]
- [12] 胡荣明, 王睿哲, 李朋飞, 等. 西安市大气污染物时空特征及其与土地利用因素的关系[J]. 中国科技论文, 2021, 16(9): 925–934. [Hu R M, Wang R Z, Li P F, et al. Temporal and spatial characteristics of air pollutants in Xi'an city and their relationship with land use factors[J]. China Sciencepaper, 2021, 16(9): 925–934.]
- [13] Zhu Z, Wang G, Dong J. Correlation analysis between land use/cover change and air pollutants: A case study in Wuyishan City[J]. Energies, 2019, DOI: 10.3390/en12132545.
- [14] Xu G, Jiao L, Zhao S, et al. Examining the impacts of land use on air quality from a spatio-temporal perspective in Wuhan, China [J]. Atmosphere, 2016, 7(5): 62.
- [15] Lim N O, Hwang J, Lee S J, et al. Spatialization and prediction of seasonal NO₂ pollution due to climate change in the Korean capital area through Land Use Regression Modeling[J]. International Journal of Environmental Research and Public Health, 2022, 19(9): 5111.
- [16] Lee M, Brauer M, Wong P, et al. Land use regression modelling of air pollution in high density high rise cities: A case study in Hong Kong[J]. Science of The Total Environment, 2017, 592: 306–315.
- [17] 冯春莉, 李润奎. 基于土地利用回归模型的北京市2013–2019年大气污染时空变化分析[J]. 环境科学学报, 2021, 41(4): 1231–1238. [Feng C L, Li R K. Spatiotemporal variation analysis of air pollution from 2013 to 2019 in Beijing based on land use regression model[J]. Acta Scientiae Circumstantiae, 2021, 41(4): 1231–1238.]
- [18] Knibbs L D, Van Donkelaar A, Martin R V, et al. Satellite-based land-use regression for continental-scale long-term ambient PM_{2.5} exposure assessment in Australia[J]. Environmental Science & Technology, 2018, 52(21): 12445–12455.
- [19] 徐灏. 基于土地利用回归的中国空气污染暴露建模研究[D]. 北京: 清华大学, 2019. [Xu H. Study of National Air Pollution Exposure Model in China Based on Land Use Regression[D]. Beijing: Tsinghua University, 2019.]
- [20] 赵文斐, 于占江, 王让会, 等. 石家庄市PM_{2.5}时空特征及其对土地利用变化的响应[J]. 生态环境学报, 2020, 29(12): 2404–2413. [Zhao W F, Yu Z J, Wang R H, et al. Spatial and temporal characteristics of PM_{2.5} and its response to land use change in Shi-

- jiazhuang[J]. Ecology and Environmental Sciences, 2020, 29(12): 2404–2413.]
- [21] Wei J, Li Z Q, Li K, et al. Full-coverage mapping and spatiotemporal variations of ground-level ozone (O_3) pollution from 2013 to 2020 across China[J]. Remote Sensing of Environment, 2022, DOI: 10.1016/j.rse.2021.112775.
- [22] Wei J, Li Z Q, Wang J, et al. Ground-level gaseous pollutants (NO_2 , SO_2 , and CO) in China: Daily seamless mapping and spatiotemporal variations[J]. Atmospheric Chemistry and Physics, 2023, 23(2): 1511–1532.
- [23] Wei J, Liu S, Li Z Q, et al. Ground-Level NO_2 surveillance from space across China for high resolution using interpretable spatiotemporally weighted artificial intelligence[J]. Environmental Science & Technology, 2022, 56(14): 9988–9998.
- [24] Wei J, Li Z Q, Cribb M, et al. Improved 1 km resolution $PM_{2.5}$ estimates across China using enhanced space-time extremely randomized trees[J]. Atmospheric Chemistry and Physics, 2020, 20(6): 3273–3289.
- [25] He L Y, Wei J, Wang Y, et al. Marked impacts of pollution mitigation on crop yields in China[J]. Earth's Future, 2022, DOI: 10.1029/2022EF002936.
- [26] Wei J, Li Z Q, Xue W H, et al. The ChinaHigh PM_{10} dataset: generation, validation, and spatiotemporal variations from 2015 to 2019 across China[J]. Environment International, 2021, DOI: 10.1016/j.envint.2020.106290.
- [27] Wood S N. Inference and computation with generalized additive models and their extensions[J]. TEST, 2020, 29(2): 307–339.
- [28] 黄琪, 彭立, 李赛男, 等. 基于GAM的喀斯特植被覆盖与驱动因素非线性关系分析[J]. 中国环境科学, 2022, 43(5): 2489–2496. [Huang Q, Peng L, Li S N, et al. Analysis of the nonlinear relationship between karst vegetation cover and driving factors based on GAM[J]. China Environmental Science, 2022, 43(5): 2489–2496.]
- [29] Ma Y X, Ma B J, Jiao H R, et al. An analysis of the effects of weather and air pollution on tropospheric ozone using a generalized additive model in Western China: Lanzhou, Gansu[J]. Atmospheric Environment, 2020, DOI: 10.1016/j.atmosenv.2020.117342.
- [30] 南洋, 张倩倩, 张碧辉. 基于GAM模型分析中国典型区域网格化 $PM_{2.5}$ 长期变化影响因素[J]. 环境科学, 2020, 41(2): 499–509. [Nan Y, Zhang Q Q, Zhang B H. Influencing factors of long-term variations on gridded $PM_{2.5}$ of typical regions in China based on GAM model[J]. Environmental Science, 2020, 41(2): 499–509.]
- [31] Yang J B, Liu J L, Han S Q, et al. Study of the meteorological influence on ozone in urban areas and their use in assessing ozone trends in all seasons from 2009 to 2015 in Tianjin, China[J]. Meteorology and Atmospheric Physics, 2019, 131(6): 1661–1675.
- [32] 卢德彬. 中国 $PM_{2.5}$ 的时空变化与土地利用关系的实证研究[D]. 上海: 华东师范大学, 2018. [Lu D B. An Empirical Study on the Spatiotemporal Variation of $PM_{2.5}$ and Its Relationship to Land Use in China[D]. Shanghai: East China Normal University, 2018.]
- [33] Xu X D, Xia J J, Gao Y, et al. Additional focus on particulate matter wash-off events from leaves is required: A review of studies of urban plants used to reduce airborne particulate matter pollution [J]. Urban Forestry & Urban Greening, 2020, DOI: 10.1016/j.ufug.2019.126559.
- [34] Nan Y, Wang Y X. De-coupling interannual variations of vertical dust extinction over the Taklimakan Desert during 2007–2016 using CALIOP[J]. Science of the Total Environment, 2018, 633: 608–617.
- [35] 王迪, 李少宁, 鲁绍伟, 等. 城市森林对氮氧化物(NO_x)净化作用研究进展[J]. 环境科学与技术, 2018, 41(8): 114–125. [Wang D, Li S N, Lu S W, et al. Review of nitrogen oxides (NO_x) purification functions by urban forest[J]. Environmental Science & Technology, 2018, 41(8): 114–125.]
- [36] Penn E, Holloway T. Evaluating current satellite capability to observe diurnal change in nitrogen oxides in preparation for geostationary satellite missions[J]. Environmental Research Letters, 2020, DOI: 10.1088/1748-9326/ab6b36.
- [37] Wang G, Zhao N, Zhang H, et al. Spatiotemporal distributions of ambient volatile organic compounds in china: Characteristics and sources[J]. Aerosol and Air Quality Research, 2022, DOI: 10.4209/aaqr.210379.
- [38] Lun X X, Lin Y, Chai F H, et al. Reviews of emission of biogenic volatile organic compounds (BVOCs) in Asia[J]. Journal of Environmental Sciences, 2020, 95: 266–277.
- [39] Bannister E J, Mackenzie A R, Cai X M. Realistic forests and the modeling of forest-atmosphere exchange[J]. Reviews of Geophysics, 2022, DOI: 10.1029/2021RG000746.
- [40] 曾元梓, 陈奕汝, 郭慧娟, 等. 城市湖泊湿地建成环境对 PM_{10} 、 $PM_{2.5}$ 浓度影响因子分析: 以武汉市为例[J]. 中国园林, 2018, 34(7): 104–109. [Zeng Y Z, Chen Y R, Guo H J, et al. Influencing factors of urban lake wetland of built environment on air PM_{10} 、 $PM_{2.5}$ concentration: A case of Wuhan[J]. Chinese Landscape Architecture, 2018, 34(7): 104–109.]

The response of major air pollutants concentration to land use types in China

LIU Jiawen¹, JIA Ruoyu¹, JIANG Yuying², XU Xinliang³,

WANG Yuan¹, SUN Jingkuan⁴, QIAO Zhi¹

(1. School of Environmental Science and Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China; 2. Beijing Jingwei Hirain Technologies, Beijing 100191, China; 3. State Key Laboratory of Resources and Environmental Information System, Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, CAS, Beijing 100101, China; 4. Shandong Key Laboratory of Eco-Environmental Science for Yellow River Delta, Binzhou University, Binzhou 256600, China)

Abstract: [Objective] Human activities change the nature of the underlying surface, which in turn has a significant impact on the spatiotemporal changes in air pollutant concentrations. Exploring the response relationship between air pollutant concentrations and land use area is beneficial for understanding and controlling air pollution from the perspective of land resource management. [Methods] Based on the generalized additive model (GAM), this study investigated the nonlinear response relationship between the proportion of land use areas in 10 km × 10 km grids and the annual average concentrations of four main air pollutants (PM_{2.5}, PM₁₀, O₃, and NO₂) in 2020 in the six regions of China. The study used the air pollution effect contribution index (APECI) to identify contributions contrasting different land use types to the air pollutants in different pollutant concentration ranges. [Results] (1) In 2020, the highest regional annual average concentrations of PM_{2.5} and PM₁₀ occurred in Northwest China and the lowest in Southwest China; NO₂ and O₃ had the highest regional annual average concentrations in East China, which were 25.23 µg/m³ and 102.60 µg/m³, respectively. (2) Air pollutant concentrations showed a nonlinear response relationship with the proportion of grid-based land use area. Generally, the increase in the proportion of the grid areas of farmland, construction land, and unused land led to an upward trend in the air pollutant concentration, while forest land and grassland often showed the opposite. (3) With regard to the differences in APECI, forest land and grassland showed a high APECI in the low air pollutant concentration ranges, while farmland and construction land showed a high APECI in the high air pollutant concentration ranges, but the APECI of water area and unused land varied in different regions. [Conclusion] This study proposed the possible overall effect of gridded land use area proportion on air pollution based on regional differences across China, providing a reference for regional joint prevention and control of air pollution and territorial spatial planning.

Key words: air pollutants; land use; generalized additive model (GAM); nonlinear response; air pollution effect contribution index (APECI)