

马建初,赵时真,莫扬之,等.土地利用回归模型在大气污染物中的应用进展[J].环境科学与技术,2020,43(S2):125-133. Ma Jianchu, Zhao Shizhen, Mo Yangzhi, et al. Application progress of land use regression models on atmospheric pollutants[J]. Environmental Science & Technology, 2020, 43 (S2): 125-133.

土地利用回归模型在大气污染物中的应用进展

马建初^{1,2}, 赵时真^{1*}, 莫扬之¹, 李军¹, 陈多宏³, 张干¹

(1.中国科学院广州地球化学研究所有机地球化学国家重点实验室,广东 广州 510640;
2.中国科学院大学,北京 100049;
3.广东省环境监测中心,广东 广州 510308)

摘要:空气污染及其引发的人群健康风险正日益受到社会的广泛关注。因此,精准模拟和预测空气污染物的浓度及其时-空分布的重要性不言而喻。土地利用回归(LUR)模型可准确定量小尺度下污染物的时-空趋势及其环境健康风险,已在国内外广泛应用,并日趋完善。而LUR模型在国内仅有少量针对常规污染物的实例研究。该文总结了近期国内外LUR模型在大气污染物中的应用研究,对模型构建方法的改进、卫星遥感和地面监测数据联合使用、时间分辨率的改进以及模型目标污染物的拓展应用等方面进行了总结,并探讨了未来LUR模型的改进和发展方向,为其进行环境健康风险评估和空气污染流行病学研究提供了方法学参考。

关键词:土地利用回归(LUR)模型; 大气污染物; 浓度预测; 健康风险

中图分类号:X51 文献标志码:A doi:10.19672/j.cnki.1003-6504.2020.S2.019 文章编号:1003-6504(2020)S2-0125-09

Application Progress of Land Use Regression Models on Atmospheric Pollutants

MA Jianchu^{1,2}, ZHAO Shizhen^{1*}, MO Yangzhi¹, LI Jun¹,
CHEN Duohong³, ZHANG Gan¹

(1. State Key Laboratory of Organic Geochemistry, Guangzhou Institute of Geochemistry,
Chinese Academy of Sciences, Guangzhou 510640, China;
2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;
3. Guangdong Environmental Monitoring Centre, Guangzhou 510308, China)

Abstract: Air pollution and its associated health risk are gaining more and attention from the society. Therefore, it is important to accurately simulate and predict the concentration and distribution of air pollutants. The land use regression (LUR) model could precisely quantify the spatio-temporal trend of air pollutants and their environmental health risks at a small scale, which has been widely used abroad and gradually developed. However, there are only a few practical studies applying LUR model on criterion atmospheric pollutants in China. In this study, we summarized the progress of applying LUR model on air pollutants both in China and across the world, including the developed modelling methods, combined use of satellite remote sensing and ground monitoring data, increased time resolution and extended application of target pollutants. Finally, we discussed the future improvement and development direction, which provides a methodology reference for environmental health risk assessment and epidemiological research on air pollution.

Key words: land use regression (LUR) model; atmospheric pollutants; concentration prediction; health risk

随着我国工业化和城镇化的发展,空气污染问题日益严峻,其引发的人群健康风险受到了社会的广泛关注^[1,2]。尽管已采取了严格的大气污染排放控制措

施,但目前我国仍是世界上大气污染最严重的国家之一^[3]。2017年,我国仍有近75%的城市PM_{2.5}年均浓度不能达到《环境空气质量标准》(GB 3095-2012)的二级

《环境科学与技术》编辑部:(网址)http://fjks.chinajournal.net.cn(电话)027-87643502(电子信箱)hjkxyjs@vip.126.com

收稿日期:2020-08-15;修回2020-10-26

基金项目:国家重点研发计划(2017YFC0212004);广东-英国城市创新挑战项目(2018A050501009);广东省自然科学基金项目(2019A1515011254, 2018A030310022, 2018B030324002)

作者简介:马建初(1998-),男,硕士,主要从事空气毒害污染物研究,(电子信箱)majianchu20@mails.ucas.ac.cn;*通讯作者,女,助理研究员,研究方向为有机污染物的区域环境过程与控制,(电子信箱)zhaoshizhen@gig.ac.cn

Copyright © 2020 Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

标准年均限值^[4]。大量研究表明,大气污染不仅可直接导致人群死亡率升高,还与多种疾病,如肺癌、心血管疾病和呼吸系统疾病的发病率升高有关^[5-8]。2006年,我国113个城市的居民因PM₁₀污染造成的健康经济损失高达3 414亿元^[9]。2015年,我国近110万人的死亡与长期暴露于高浓度PM_{2.5}有关^[10]。因此,精准模拟和预测空气污染物的时-空特征和健康风险,可为环保部门制定合理的空气污染物管控措施提供科学支撑。

常规自上而下的排放清单预测方法常受限于清单的分辨率,以全国尺度或者区域尺度居多,在城区尺度的工作薄弱,不确定性较大。国内的大气污染暴露或者流行病学研究,大多直接将大气监测站的测量值作为人群暴露水平,忽略了空气污染物的浓度空间分异,极有可能导致对人群健康风险估算误差。目前,国内外模拟城市尺度大气污染物浓度空间分布的方法主要有卫星遥感反演^[11]、大气数值模拟技术^[12]、扩散模型^[13]和土地利用回归(land use regression, LUR)模型^[14]等。虽然大气数值模拟技术可精确模拟空气污染物的迁移及其在迁移过程中的化学反应,但计算过程复杂。扩散模型具有同时考虑大气时-空变化的优点,但对输入数据要求高,且在高空间分辨率的条件下误差相对高^[15,16]。

相比之下,LUR模型对数据量及其精度需求较低,构建简单,计算量少,无须输入污染物排放清单,只需获得城市下垫面信息即可反映多种尺度的空间异质性,具有较好的应用前景。目前LUR模型在欧美发达国家已广泛应用^[17-21],但我国目前仅有少量大气污染物的LUR实例研究^[22-27]。基于此,本文梳理了LUR模型近期在大气污染物中的应用进展,探讨了其

未来可能的改进和发展方向,为其在健康风险评价和空气污染流行病学研究等方面的拓展应用提供了方法学参考。

1 LUR模型简介

LUR模型是一种模拟城区尺度大气污染物浓度空间分异的通用模型,最早由Briggs等^[28]在1997年进行小尺度空气质量和健康分异研究中提出。LUR模型可准确定量小尺度下污染物的时空趋势,已在国内外广泛应用,是模拟城市街区尺度大气污染物浓度及其时空分布最重要的方法之一。通常污染物的空间分布与下垫面环境和人口密度等信息之间存在相关性,而LUR模型基于大数据和数理统计方法,建立空气污染物水平与土地使用类型、气象因子、人口密度等因子的关联,可预测街区尺度下的空气污染暴露,评估人群的健康风险^[14,29]。其基本思路是利用数十个采样点的大气污染物浓度作为因变量,通过在地理信息系统(GIS)框架内获取站点周边的土地利用、交通、人口密度等数据作为自变量,建立多元回归模型,以预测大气污染物浓度的空间分布,研究其影响因素^[14]。它对数据类别和精度需求较低,模型构建简单,并且能充分反映小尺度污染物浓度的空间分异,具有优良的转移性。LUR模型常用的变量类别包括土地利用类型、道路信息、气象数据和地理条件四大类。近年来随着相关研究的增加,变量类别中增加了卫星数据、污染物浓度和排放源信息等。每个大类下,根据不同研究的特点及数据可得性又可衍生出多种子类变量,如土地利用类别下通常有建筑区、水体、林地等。表1总结了以PM_{2.5}和NO₂为代表的常规空气污染物的LUR模型应用研究。

表1 典型常规空气污染物应用LUR模型的研究

污染物	研究区	构建方法	时间尺度	模型使用变量*	调整R ²	参考文献
PM _{2.5}	澳大利亚	逐步回归	年	土地利用(3)、气象(2)、排放源信息(1)	0.63	Knibbs等 ^[29]
	中国	逐步回归	年	土地利用(3)、污染物浓度(2)、排放源信息(1)	0.85	Wu等 ^[30]
	美国	逐步回归	月	道路(1)、土地利用(1)、人口(1)、地理条件(1)、月份虚拟变量(12)、卫星数据(1)	0.626	Mao等 ^[31]
	中国	随机森林	年	土地利用(3)、气象(5)、地理条件(1)	0.942	赵佳楠等 ^[32]
	美国	加权支持向量机	季度	土地利用(1)、建筑物信息(2)、交通(2)、地理条件(1)、人口(1)、气象(3)	0.916	Basu等 ^[33]
NO ₂	美国	逐步回归	年	土地利用(2)、道路(3)、地理条件(2)、卫星数据(1)	0.78	Novotny等 ^[34]
	澳大利亚	逐步回归	年	土地利用(1)、道路(2)、人口(2)、卫星数据(1)	0.82	Cowie等 ^[35]
	中国	逐步回归	年	道路(1)、人口(1)	0.963	He等 ^[36]
	美国	逐步回归	月	土地利用(1)、道路(2)、地理条件(2)、卫星数据(1)	0.81	Bechle等 ^[37]
	美国	逐步回归	日	土地利用(1)、道路(1)、人口(1)、地理条件(1)、卫星数据(1)	0.79	Lee等 ^[38]

注: *括号内为变量下模型使用的子变量数量。 Electronic Publishing House. All rights reserved. <http://www.cnki.net>

2 LUR模型的应用进展

近年来,LUR模型的研究和应用在全世界范围内发展迅速、持续完善,已日渐成为区域和城市不同尺度下预测大气污染物浓度和时-空分布的有力工具,尤其适合为大气环境健康研究提供更高时-空分辨率的空气污染物信息。LUR模型近期的应用研究进展主要包括更加注重开发包容性更强的模型,如扩展模型的预测变量类别,通过联合其他大气污染模型或利用多种建模方法构建模型,进一步提高模型的时间分辨率,以及应用于其他非常规大气污染物的浓度预测及其健康风险评估。

2.1 模型构建方法的改进

传统的LUR模型通常只包含空间数据,侧重于解释污染物的空间变异性。但大气污染物有明显的时间变异性,易造成较大的预测误差,因而有必要开发包含时间属性的LUR模型,以解释大气污染物的时-空变化等污染特征。针对这一问题,一些研究可结合包含时间因素的模型来改良LUR模型。例如:Dimakopoulou等^[39]通过融合气象和交通信息,构建了兼具时间和空间分辨率的LUR模型,用于预测PM₁₀和NO₂的浓度、分布及其不良效应;Chen等^[40]和Beckerman等^[41]通过机器学习和贝叶斯最大熵值法(bayesian maximum entropy, BME)改进了用于预测PM_{2.5}浓度的LUR模型,发现贝叶斯最大熵值法可显著提高LUR模型预测的准确性;Di等^[42]基于可提供高时间分辨率预测的大气化学运输模型,融入了土地利用信息和气象数据,对大气中的PM_{2.5}及其化学组分浓度进行预测,发现改良后的模型具有更优异的性能;Hanigan等^[43]也尝试结合贝叶斯最大熵值法和化学运输模型改进了LUR模型,用于预测澳大利亚悉尼市区NO₂的年均浓度。

结合大气扩散模型和LUR模型对大气污染物浓度进行预测,也是目前该领域的研究热点。ADMS(atmospheric dispersion modeling system)城市扩散模型是目前国际大气扩散主流模式之一,由英国剑桥环境研究中心(CERC)和英国气象局等联合研发,可准确模拟污染物在大气中的物理化学过程^[44]。鉴于此,He等^[36]尝试把ADMS城市扩散模型嵌入LUR模型中预测街区尺度的NO₂浓度,通过ADMS模型模拟了83个覆盖广州市虚拟受体点的NO₂浓度,并以此为因变量建立LUR模型,同时使用监测站实测NO₂浓度来校验模型,弥补了观测数据空间分辨率低的问题。

(C) 大多数LUR模型研究使用线性回归分析方法,基

于最小二乘法或最大似然估计拟合建立预测模型。但近年来,因其容易出现过度拟合、缺乏灵活性、纳入高相关因子能力有限的缺点,而被质疑是否为最佳预测方法^[45]。为了克服这些问题,空气污染流行病学研究引入了新的模型构建方法,如非线性回归的方法^[46,47]和机器学习方法^[48,49]。例如:Basu等^[33]在建立LUR模型时使用加权支持向量回归(WSVR)方法来考虑非线性因素;Olvera等^[50]采用主成分分析法(PCA)对LUR模型进行优化,消除了模型的共线性,提高了模型的预测能力;赵佳楠等^[32]基于随机森林算法(random forest, RF)灵活的模型调优能力和模型训练时间可优化的优点,开发并优化了具有更高时-空分辨率的随机森林耦合土地利用回归模型(RF-LUR),其模型均方根误差比传统LUR模型减小了46%;同样,Rahman等^[51]也发现RF-LUR模型预测性能较常规LUR模型提高了2倍以上。此外,为研究空间异质性的影响,Song等^[52]提出采用地理加权回归(GWR)的方法来优化LUR模型,证实其对NO和NO₂浓度预测的准确性均显著提高。

2.2 卫星和地面监测污染数据的联合使用

空气监测站的稀疏分布,导致其观测数据量和空间分辨率有限,限制了LUR模型的解释能力,而卫星遥感技术可以提供区域乃至全球尺度上,包括气溶胶光学厚度(AOD)信息在内的大气信息。AOD数据具有空间覆盖范围大和时间连续性好的优点,可有效弥补地面监测站点在空间上的不足,已被广泛用于模拟不同尺度上的污染分布、来源以及区域间的传输过程^[53,54]。近年来,有研究表明,将AOD数据作为LUR模型的变量对大气中PM_{2.5}的浓度和时空分布进行预测,可显著提高模型的可靠性^[55]。根据Mao等^[31]的研究,可将监测站点位置投影到AOD栅格数据中,若多个监测站点位于同一AOD栅格内,则分配相同的AOD值,此后将站点处的AOD提取出作为LUR模型的时空预测变量。

基于卫星反演的方法无须依赖地面站点的监测数据,直接反演污染物的地表浓度,可反映区域整体背景浓度。Lee等^[38]将连续5 a基于卫星观测的对流层NO₂柱浓度作为预测变量,构建了LUR模型,反演出美国新英格兰州地表NO₂的日浓度,预测值和实测值呈较高一致性。类似的,Novotny等^[34]同时采用卫星观测和地表实测的NO₂浓度,结合卫星遥感的土地使用信息,搭建了覆盖全美的LUR模型,用于预测街区尺度的NO₂浓度,证实卫星技术可显著扩大LUR模型覆盖的空间范围。Knibbs等^[29]使用卫星监测反演数据建立了预测大气PM₁₀浓度的LUR模型,卫星反

演参考 van Donkelaar 等^[53]的方法,首先通过全球化学迁移模型(GEOS-Chem)得到AOD和地表PM_{2.5}浓度之间的比例因子,然后将比例因子乘以遥感AOD数据以估计近地表PM_{2.5}浓度,最后根据使用的每种AOD产品的不确定性加权,以生成基于卫星数据的年平均PM_{2.5}估算值,结果表明卫星数据显著改进了LUR模型的预测能力。

基于卫星数据的LUR模型对空气污染物的预测能力已有系列评估。Cowie等^[55]分别建立了一个街区尺度的常规LUR模型和一个国家尺度的基于卫星监测数据的LUR模型(Sat-LUR),对比了2个模型对澳大利亚悉尼大气中NO₂暴露风险的评估结果,发现常规LUR与Sat-LUR的预测结果有较好的一致性、较小的绝对偏差,表明了区域(空间)尺度对LUR模型的模拟结果影响有限。Shi等^[56]也发现在LUR模型中加入卫星监测数据可提高模型准确性,并可使模型适用于更大的区域尺度。但是,卫星反演过程较复杂,并且地面监测点浓度受多种排放源影响,存在较大不确定性,而卫星反演浓度不足以捕捉这些细微的浓度变化,从而影响构建的LUR模型预测的准确性。

2.3 模型时间分辨率的改进

大多数LUR模型的研究集中预测在长时间尺度(1~5 a)的平均浓度,低时间分辨率可能无法充分反映大气污染物的时间变化趋势,进而影响对环境暴露风险预测的准确性。因此,提高LUR模型的时间分辨率一直是近年LUR研究的热点之一。一般而言,可通过时间虚拟变量^[57,58](dummy variable)、时间调整因子^[37,59](time scaling factors)或动态因变量^[60-62](dynamic variable)调整原有模型扩展时间尺度,以及独立建立不同时间尺度的模型^[58,63]。时间虚拟变量法^[57,58],即添加反映不同时间段的虚拟变量进入到LUR模型中以表征特定时间段的模型。时间调整因子法^[37,59],即以日均浓度或月均浓度除以年平均LUR模型预测的年平均浓度值表示时间调整因子,用年平均LUR模型乘以时间调整因子来估算月浓度或日浓度,这种方法的优点为简单有效,但忽略了不同类型地点浓度变化会造成较大的不确定性。动态因变量法^[60-62],即在已有的年平均LUR模型中使用日均值或月均值浓度代替年均值浓度,然后重新进行回归分析,以获得模型每个预测变量的新系数,但这种方法也有很大的不确定性。独立建模法^[58,63],即采用超高分辨率(如以min和h为单位)的观测数据建立相互独立的LUR模型,此方法建立的模型精度较高,但对数据的要求也相应高。

(C)超高分辨率的LUR模型的开发难度在于目

标污染物观测数据的获取,因为提供连续监测的空气监测站点少,而大面积布设监测仪器成本又较高。目前廉价的空气污染监测传感器为提高LUR模型的时间分辨率提供了切实可行的方法。传感器较其他常规监测仪器有成本低、体积小、功率要求低、布设方便的优点,但其数据准确度较低,需经过校正后才能使用。Masiol等^[63]于2015和2016年的采暖期在美国纽约门罗县布设了23个低成本的PM_{2.5}传感器(LCMs),并对传感器进行数据校正,构建了分辨率为小时的预测颗粒物浓度的LUR模型,小时分辨率的LUR模型可以对空气中颗粒物浓度变化引致的不良健康效应进行快速响应,从而应用于空气污染和人群暴露的流行病学研究。

Dons等^[58]在比利时佛兰德斯市,基于分钟尺度的63个固定站的黑炭观测数据集,采用虚拟变量法、动态协变量法和独立建模法建立了小时尺度的LUR模型并对比2个模型的效果,结果表明使用虚拟变量建立的模型 R^2 较低,且虚拟变量的假设条件与实测结果相冲突,独立建模法建立的LUR模型的 R^2 大多比虚拟变量法和动态变量法的大,且动态协变量法建立的模型会产生一些相关性不显著或与原先假设相反的变量,而采用独立变量建模则不会产生这些问题。此外,美国及澳大利亚的一些学者也尝试用LUR模型预测大气中污染物浓度的月平均值^[31,41,64,65]以及日平均值^[66-69]。这些都是对模型预测时间扩展的良好尝试,既能提高时间精度,也证明了LUR模型的预测能力。

2.4 目标污染物及其健康效应的拓展应用

传统LUR模型研究主要集中于预测大气常规污染物^[57],如NO₂和PM_{2.5}。但近年来越来越多的学者注意到LUR模型的优良性能,并不断把模型扩展应用于其他大气污染物上。目前瑞士、美国、加拿大等,已在多个城市开展了LUR模型应用于其他非常规大气污染物的研究^[17,18,41,70-73],这些污染物包括超细颗粒物数浓度、甲醛、苯系物和半挥发有机污染物等(表2),证实了LUR模型广泛的适用性与有效性。例如:多伦多大学Diamond教授团队^[70]用大气被动采样技术(PAS-PUF)在多伦多市区进行高时空分辨率的外场观测,建立了针对多氯联苯(PCBs)、多溴联苯醚(PBDEs)、多环芳烃(PAHs)和多环麝香(PCMs)等半挥发性有机污染物的LUR模型,发现人口密度和家庭收入是较好的模型预测变量;Briggs等^[62]在纽约建立了街区尺度的预测大气苯、总苯系物(苯、甲苯、乙苯、二甲苯)和甲醛浓度的LUR模型,预测浓度和实测值一致性较好。为了研究空气污染物的不良健康效应,欧洲的空气污染效应队列研究(ESCAPE)项目

表 2 非常规空气污染物的 LUR 模型应用研究

污染物	研究区	构建方法	时间尺度	模型使用变量*	调整 R ²	参考文献
多氯联苯	加拿大	逐步回归	a	人口(1)、排放源信息(2)	0.85	Melymuk 等 ^[70]
多溴联苯醚				土地利用(1)、人口(1)、排放源信息(1)	0.83	
多环麝香				人口(1)、地理条件(1)	0.86	
多环芳烃				土地利用(1)、道路(1)、排放源信息(1)	0.67	
苯	美国	逐步回归	a	道路(2)、污染物浓度(1)	0.65	Kheirbek 等 ^[74]
总苯系物				土地利用(1)、道路(1)、污染物浓度(1)	0.70	
甲醛				土地利用(1)、道路(2)、污染物浓度(1)	0.83	
一氧化氮	中国	逐步回归	a	土地利用(2)、道路(1)、地理条件(2)	0.73	Song 等 ^[52]
臭氧	厄尔多瓜	逐步回归	a	气象(2)、污染物浓度(1)、卫星数据(7)	0.72	Alvarez-Mendoza 等 ^[75]
颗粒物	荷兰	逐步回归	a	道路(1)、人口(1)、地理条件(1)	0.65	Hoek 等 ^[72]
氮氧化物	澳大利亚	逐步回归	d	土地利用(4)、道路(1)	0.64	Rahman 等 ^[76]
黑炭	比利时	逐步回归	h	道路(4)	0.09-0.77	Dons 等 ^[58]

注: *括号内为大类变量下最终模型使用的自变量数量。

对欧洲大陆 20 个城市的 36 个城区开展了为期 3 a (2008-2011 年)的全面评估分析,建立和完善了以 PM₁₀、PM_{2.5}、NO₂、重金属元素等空气污染物为目标对象的系列 LUR 模型^[19-21,43,77],用于查明急性冠心病、肺功能障碍、低出生率等诸多不良健康效应和空气污染物的相关性^[77-81]。

2.5 LUR 模型在我国的应用

我国的空气污染特征和城市土地利用情况与欧美国家有较大差别,尤其体现在污染源分散、人群密度高、建筑高层和高密度等特征上。我国关于 LUR 模型及其应用的研究,目前大多集中在京津冀、长三角和珠三角等高速发展区域^[22-27],研究结果亦支持 LUR 模型的可行性与有效性。在大区域尺度上,刘炳杰等^[82]和邱倩倩等^[83]为探索 LUR 模型对大尺度空气污染物模拟的适应性,分别构建了基于地理加权的我国国家尺度 LUR 模型和京津冀地区 LUR 模型;宋万营等^[84]在对监测站点 PM_{2.5} 浓度进行空间化模拟的基础上,构建了湖北省区域尺度的 LUR 模型。在模型算法上,赵佳楠等^[82]利用随机森林算法改良了 LUR 模型。李爽等^[85]将主成分分析(PAC)与逐步多元线性回归(stepwise multiple line regression, SMLR)相结合构建了 LUR 模型,以模拟区域 PM_{2.5} 浓度空间分布,其精度指标和制图效果皆优于常规 LUR 模型;陈雯君等^[86]采用支持向量回归机(support vector machine regression, SVR)改进了传统 LUR 模型,构建了预测 PM₁₀ 的 SVR-LUR 模型。但总体来说,我国已有 LUR 模型研究多集中于常规空气污染物,鲜少关注多环芳烃等持久性空气毒害物,对模型算法的改进有限,亦较少涉及环境健康风险评估和预测。

3 总结与展望

(C) 土地利用回归模型作为一种重要的大气污染物浓度预测方法,具有对数据类别和精度要求较低、模型构建快速简捷、能充分反映小尺度污染物浓度空间分异,以及转移性良好等优点,日益广泛应用。随着新变量、新建模方法的日新月异,目前 LUR 模型还有较大的改进和发展空间,如:如何改善模型在不同区域间和不同时间段间的迁移能力;如何在数据集规模和复杂性不断增加的情况下,同时提升模型性能等。相应地,可以通过利用较为成熟的大气传输模型与 LUR 模型联合建模,以提高模型的综合性能;通过利用大数据及物联网等新兴技术,以高效及时地获取污染物的排放源信息;通过将机器学习技术运用在模型的构建上,以提高模型数据的综合处理能力。此外,在 LUR 模型的应用上,过去主要用于常规污染物的模拟和预测,未来可以拓展至更多有毒有害大气污染物及其健康效应的研究,如半挥发性有机物和重金属等。

【参考文献】

- [1] 曾强,李国星,张磊,等. 大气污染对健康影响的疾病负担研究进展[J]. 环境与健康杂志, 2015,32(1):85-90.
Zeng Qiang, Li Guoxing, Zhang Lei, et al. Burden of disease due to ambient air pollution: a review of recent studies [J]. Journal of Environment and Health, 2015,32(1):85-90.
- [2] 秦耀辰,谢志祥,李阳. 大气污染对居民健康影响研究进展[J]. 环境科学, 2019,40(3):1512-1520.
Qin Yaochen, Xie Zhixiang, Li Yang. Review of research on the impacts of atmospheric pollution on the health of residents[J]. Environmental Science, 2019,40(3):1512-1520.
- [3] Zhang Z, Zheng N, Zhang D, et al. Rayleigh based concept to track NO_x emission sources in urban areas of China[J]. Science of the Total Environment, 2020,704:135362.
- [4] 王韵杰,张少君,郝吉明. 中国大气污染治理:进展·挑战·路径[J]. 环境科学研究, 2019,32(10):1755-1762.

(C) 土地利用回归模型作为一种重要的大气污染物浓度预测方法,具有对数据类别和精度要求较低、模型构建快速简捷、能充分反映小尺度污染物浓度空间分异,以及转移性良好等优点,日益广泛应用。随着新变量、新建模方法的日新月异,目前 LUR 模型还有较大的改进和发展空间,如:如何改善模型在不同区域间和不同时间段间的迁移能力;如何在数据集规模和复杂性不断增加的情况下,同时提升模型性能等。相应地,可以通过利用较为成熟的大气传输模型与 LUR 模型联合建模,以提高模型的综合性能;通过利用大数据及物联网等新兴技术,以高效及时地获取污染物的排放源信息;通过将机器学习技术运用在模型的构建上,以提高模型数据的综合处理能力。此外,在 LUR 模型的应用上,过去主要用于常规污染物的模拟和预测,未来可以拓展至更多有毒有害大气污染物及其健康效应的研究,如半挥发性有机物和重金属等。

- Wang Yunjie, Zhang Shaojun, Hao Jiming. Air pollution control in China: progress, challenges and future pathways [J]. *Research of Environmental Sciences*, 2019,32(10):1755-1762.
- [5] Kim K H, Kabir E, Kabir S. A review on the human health impact of airborne particulate matter[J]. *Environment International*, 2015,74:136-143.
- [6] Brunekreef B, Forsberg B. Epidemiological evidence of effects of coarse airborne particles on health[J]. *The European Respiratory Journal*, 2005,26(2):309-318.
- [7] Pope C A, Burnett R T, Thun M J, et al. Lung cancer, cardiopulmonary mortality, and long-term exposure to fine particulate air pollution[J]. *JAMA*, 2002,287(9):1132-1141.
- [8] Brook R D, Rajagopalan S, Pope C A, et al. Particulate matter air pollution and cardiovascular disease[J]. *Circulation*, 2010,121(21):2331-2378.
- [9] 陈仁杰,陈秉衡,阚海东. 我国113个城市大气颗粒物污染的健康经济学评价[J]. *中国环境科学*, 2010,30(3):410-415.
Chen Renjie, Chen Bingheng, Kan Haidong. A health-based economic assessment of particulate air pollution in 113 Chinese cities[J]. *China Environmental Science*, 2010, 30(3): 410-415.
- [10] Cohen A J, Brauer M, Burnett R, et al. 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[J]. *The Lancet*, 2017, 389(10082):1907-1918.
- [11] Martin R V. Satellite remote sensing of surface air quality [J]. *Atmospheric Environment*, 2008,42(34):7823-7843.
- [12] Kukkonen J, Olsson T, Schultz D M, et al. A review of operational, regional-scale, 648 chemical weather forecasting models in Europe[J]. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 2012,12(1):1-87.
- [13] Di Sabatino S, Buccolieri R, Pulvirenti B, et al. Simulations of pollutant dispersion within idealised urban-type geometries with CFD and integral models[J]. *Atmospheric Environment*, 2007,41(37):8316-8329.
- [14] 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[J]. *环境科学*, 2016,37(2):413-419.
Wu Jiansheng, Xie Wudan, Li Jiacheng. Application of land-use regression models in spatial-temporal differentiation of air pollution[J]. *Environmental Science*, 2016,37(2): 413-419.
- [15] Jerrett M, Arain A, Kanaroglou P, et al. A review and evaluation of intraurban air pollution exposure models[J]. *Journal of Exposure Analysis and Environmental Epidemiology*, 2005,15(2):185-204.
- [16] Alam M S, McNabola A. Exploring the modeling of spatio-temporal variations in ambient air pollution within the land use regression framework: estimation of PM₁₀ concentrations on a daily basis[J]. *Journal of the Air & Waste Management Association*, 2015,65(5):628-640.
- [17] Moore D K, Jerrett M, Mack W J, et al. A land use regression model for predicting ambient fine particulate matter across Los Angeles, CA[J]. *Journal of Environmental Monitoring*, 2007,9(3):246-252.
- [18] Abernethy R C, Allen R W, McKendry I G, et al. A land use regression model for ultrafine particles in Vancouver, Canada[J]. *Environmental Science and Technology*, 2013,47(10): 5217-5225.
- [19] de Hoogh K, Wang M, Adam M, et al. Development of land use regression models for particle composition in twenty study areas in Europe[J]. *Environmental Science and Technology*, 2013,47(11):5778-5786.
- [20] Eeftens M, Beelen R, de Hoogh K, et al. Development of land use regression models for PM_{2.5}, PM_{2.5} absorbance, PM₁₀ and PM_{coarse} in 20 European study areas; results of the ESCAPE project[J]. *Environmental Science and Technology*, 2012,46(20):11195-11205.
- [21] Beelen R, Hoek G, Vienneau D, et al. Development of NO₂ and NO_x land use regression models for estimating air pollution exposure in 36 study areas in Europe-The ESCAPE project[J]. *Atmospheric Environment*, 2013,72:10-23.
- [22] Meng X, Chen L, Cai J, et al. A land use regression model for estimating the NO₂ concentration in Shanghai, China[J]. *Environmental Research*, 2015,137:308-315.
- [23] 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.
- [24] 吴健生,王茜,李嘉诚,等. PM_{2.5}浓度空间分异模拟模型对比:以京津冀地区为例[J]. *环境科学*, 2017,38(6):2191-2201.
Wu Jiansheng, Wang Xi, Li Jiacheng, et al. Comparison of models on spatial variation of PM_{2.5} concentration: a case of Beijing-Tianjin-Hebei Region[J]. *Environmental Science*, 2017,38(6):2191-2201.
- [25] Ji W, Wang Y, Zhuang D F. Spatial distribution differences in PM_{2.5} concentration between heating and non-heating seasons in Beijing, China[J]. *Environmental Pollution*, 2019, 248:574-583.
- [26] 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[J]. *环境科学学报*, 2016,36(9):3379-3385.
Han Ruiying, Chen Jian, Wang Bin. Application of LUR models for simulating the spatial distribution of PM_{2.5} concentration in Hangzhou, China[J]. *Acta Scientiae Circumstantiae*, 2016,36(9):3379-3385.
- [27] 陈莉,白志鹏,苏笛,等. 利用LUR模型模拟天津市大气污染物浓度的空间分布[J]. *中国环境科学*, 2009,29(7):685-691.

- Chen Li, Bai Zhipeng, Su Di, et al. Application of land use regression to simulate ambient air PM₁₀ and NO₂ concentration in Tianjin City[J]. *China Environmental Science*, 2009, 29(7):685-691.
- [28] Briggs D J, Collins S, Elliott P, et al. Mapping urban air pollution using GIS: a regression-based approach[J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 1997, 11(7):699-718.
- [29] 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 and Technology*, 2018, 52(21):12445-12455.
- [30] Wu C, Zeng Y, Lung S C. A hybrid kriging/land-use regression model to assess PM_{2.5} spatial-temporal variability[J]. *Science of the Total Environment*, 2018, 645:1456-1464.
- [31] Mao L, Qiu Y L, Kusano C, et al. Predicting regional space-time variation of PM_{2.5} with land-use regression model and MODIS data[J]. *Environmental Science and Pollution Research*, 2012, 19(1):128-138.
- [32] 赵佳楠,徐建华,卢德彬,等. 基于RF-LUR模型的PM_{2.5}空间分布模拟-以长江三角洲地区为例[J]. *地理与地理信息科学*, 2018, 34(1):18-23.
- Zhao Jianan, Xu Jianhua, Lu Debin, et al. The spatial distribution simulation of PM_{2.5} concentration based on RF-LUR Model: a case study of Yangtze River Delta[J]. *Geography and Geo-Information Science*, 2018, 34(1):18-23.
- [33] Basu B, Alam M S, Ghosh B, et al. Augmenting limited background monitoring data for improved performance in land use regression modelling: using support vector regression and mobile monitoring[J]. *Atmospheric Environment*, 2019, 201:310-322.
- [34] Novotny E V, Bechle M J, Millet D B, et al. National satellite-based land-use regression: NO₂ in the United States[J]. *Environmental Science and Technology*, 2011, 45(10):4407-4414.
- [35] Cowie C T, Garden F, Jegasothy E, et al. Comparison of model estimates from an intra-city land use regression model with a national satellite-LUR and a regional Bayesian Maximum Entropy model, in estimating NO₂ for a birth cohort in Sydney, Australia[J]. *Environmental Research*, 2019, 174:24-34.
- [36] He B, Heal M R, Humstad K H, et al. A hybrid model approach for estimating health burden from NO₂ in megacities in China: a case study in Guangzhou[J]. *Environmental Research Letter*, 2019, 14(12):124019.
- [37] Bechle M J, Millet D B, Marshall J D. National spatiotemporal exposure surface for NO₂: monthly scaling of a satellite-derived land-use regression, 2000-2010[J]. *Environmental Science and Technology*, 2015, 49(20):12297-12305.
- [38] Lee H J, Koutrakis P. Daily ambient NO₂ concentration predictions using satellite ozone monitoring instrument NO₂ data and land use regression[J]. *Environmental Science and Technology*, 2014, 48:2305-2311.
- [39] Dimakopoulou K, Gryparis A, Katsouyanni K. Using spatio-temporal land use regression models to address spatial variation in air pollution concentrations in time series studies[J]. *Air Quality, Atmosphere & Health*, 2017, 10(9):1139-1149.
- [40] Chen L, Gao S, Zhang H, et al. Spatiotemporal modeling of PM_{2.5} concentrations at the national scale combining land use regression and Bayesian maximum entropy in China[J]. *Environment International*, 2018, 116:300-307.
- [41] Beckerman B S, Jerrett M, Serre M, et al. A hybrid approach to estimating national scale spatiotemporal variability of PM_{2.5} in the contiguous United States[J]. *Environmental Science and Technology*, 2013, 47(13):7233-7241.
- [42] Di Q, Koutrakis P, Schwartz J. A hybrid prediction model for PM_{2.5} mass and components using a chemical transport model and land use regression[J]. *Atmospheric Environment*, 2016, 131:390-399.
- [43] Hanigan I C, Williamson G J, Knibbs L D, et al. Blending multiple nitrogen dioxide data sources for neighborhood estimates of long-term exposure for health research[J]. *Environmental Science and Technology*, 2017, 51(21):12473-12480.
- [44] Righi S, Lucialli P, Pollini E. Statistical and diagnostic evaluation of the ADMS-Urban model compared with an urban air quality monitoring network[J]. *Atmospheric Environment*, 2009, 43(25):3850-3857.
- [45] Hoek G. Methods for assessing long-term exposures to outdoor air pollutants[J]. *Current Environmental Health Reports*, 2017, 4(4):450-462.
- [46] Weichenthal S, Ryswyk K V, Goldstein A, et al. A land use regression model for ambient ultrafine particles in Montreal, Canada: a comparison of linear regression and a machine learning approach[J]. *Environmental Research*, 2016, 146:65-72.
- [47] Hasenfratz D, Saukh O, Walser C, et al. Deriving high-resolution urban air pollution maps using mobile sensor nodes [J]. *Pervasive and Mobile Computing*, 2015, 16:268-285.
- [48] Beckerman B S, Jerrett M, Martin R V, et al. Application of the deletion/substitution/addition algorithm to selecting land use regression models for interpolating air pollution measurements in California[J]. *Atmospheric Environment*, 2013, 77:172-177.
- [49] Reid C E, Jerrett M, Petersen M L, et al. Spatiotemporal prediction of fine particulate matter during the 2008 northern California wildfires using machine learning[J]. *Environmental Science and Technology*, 2015, 49(6):3887-3896.
- [50] Olvera H A, Garcia M, Li W W, et al. Principal component analysis, optimization of a PM_{2.5} land use regression model

- with small monitoring network[J]. *Science of the Total Environment*, 2012,425:27–34.
- [51] Rahman M M, Karunasinghe J, Clifford S, et al. New insights into the spatial distribution of particle number concentrations by applying non-parametric land use regression modelling[J]. *Science of the Total Environment*, 2020,702: 134708.
- [52] Song W, Jia H, Li Z, et al. Detecting urban land-use configuration effects on NO₂ and NO variations using geographically weighted land use regression[J]. *Atmospheric Environment*, 2019,197:166–176.
- [53] van Donkelaar A, Martin R V, Brauer M, et al. Global estimates of ambient fine particulate matter concentrations from satellite-based aerosol optical depth: development and application[J]. *Environmental Health Perspectives*, 2010,118(6): 847–855.
- [54] Lamsal L N, Martin R V, van Donkelaar A, et al. Indirect validation of tropospheric nitrogen dioxide retrieved from the OMI satellite instrument: insight into the seasonal variation of nitrogen oxides at northern midlatitudes[J]. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 2010, 115(D5): D05302.
- [55] Li R K, Ma T X, Xu Q, et al. Using MAIAC AOD to verify the PM_{2.5} spatial patterns of a land use regression model[J]. *Environmental Pollution*, 2018,243:501–509.
- [56] Shi Y, Ho H C, Xu Y, et al. Improving satellite aerosol optical depth-PM_{2.5} correlations using land use regression with microscale geographic predictors in a high-density urban context[J]. *Atmospheric Environment*, 2018,190:23–34.
- [57] Johnson M, MacNeill M, Grgicak-Mannion A, et al. Development of temporally refined land-use regression models predicting daily household-level air pollution in a panel study of lung function among asthmatic children[J]. *Journal of Exposure Science & Environmental Epidemiology*, 2013, 23(3):259–267.
- [58] Dons E, van Poppel M, Kochan B, et al. Modeling temporal and spatial variability of traffic-related air pollution: hourly land use regression models for black carbon[J]. *Atmospheric Environment*, 2013,74:237–246.
- [59] Gan W Q, Koehoorn M, Davies H W, et al. Long-term exposure to traffic-related air pollution and the risk of coronary heart disease hospitalization and mortality[J]. *Environmental Health Perspect*, 2011,119(4):501–507.
- [60] Mölter A, Lindley S, de Vocht F, et al. Modelling air pollution for epidemiologic research—part II: predicting temporal variation through land use regression[J]. *Science of the Total Environment*, 2010,409(1):211–217.
- [61] Gulliver J, Morris C, Lee K, et al. Land use regression modeling to estimate historic (1962–1991) concentrations of black smoke and sulfur dioxide for Great Britain[J]. *Environmental Science and Technology*, 2011,45(8):3526–3532.
- [62] Briggs D. The role of GIS: coping with space (and time) in air pollution exposure assessment[J]. *Journal of Toxicology and Environmental Health, Part A*, 2005,68(13/14):1243–1261.
- [63] Masiol M, Zíková N, Chalupa D C, et al. Hourly land-use regression models based on low-cost PM monitor data[J]. *Environmental Research*, 2018,167:7–14.
- [64] Yanosky J D, Paciorek C J, Suh H H. Predicting chronic fine and coarse particulate exposures using spatiotemporal models for the Northeastern and Midwestern United States[J]. *Environmental Health Perspectives*, 2009,117(4):522–529.
- [65] Yanosky J D, Paciorek C J, Schwartz J, et al. Spatio-temporal modeling of chronic PM₁₀ exposure for the Nurses' Health Study[J]. *Atmospheric Environment*, 2008, 42(18): 4047–4062.
- [66] Kloog I, Koutrakis P, Coull B A, et al. Assessing temporally and spatially resolved PM_{2.5} exposures for epidemiological studies using satellite aerosol optical depth measurements [J]. *Atmospheric Environment*, 2011,45(35):6267–6275.
- [67] Liu Y, Paciorek C J, Koutrakis P. Estimating regional spatial and temporal variability of PM_{2.5} concentrations using satellite data, meteorology and land use information[J]. *Environ Health Perspect*, 2009,117(6):886–892.
- [68] Kloog I, Nordio F, Coull B A, et al. Incorporating local land use regression and satellite aerosol optical depth in a hybrid model of spatiotemporal PM_{2.5} exposures in the mid-Atlantic States[J]. *Environmental Science and Technology*, 2012, 46(21):11913–11921.
- [69] Amini H, Yunesian M, Hosseini V, et al. A systematic review of land use regression models for volatile organic compounds[J]. *Atmospheric Environment*, 2017,171:1–16.
- [70] Melymuk L, Robson M, Helm P A, et al. Application of land use regression to identify sources and assess spatial variation in urban SVOC concentrations[J]. *Environmental Science and Technology*, 2013,47(4):1887–1895.
- [71] Wheeler A J, Smith-Doiron M, Xu X H, et al. Intra-urban variability of air pollution in Windsor, Ontario—Measurement and modeling for human exposure assessment[J]. *Environmental Research*, 2008,106(1):7–16.
- [72] Hoek G, Beelen R, Kos G, et al. Land use regression model for ultrafine particles in Amsterdam[J]. *Environmental Science and Technology*, 2011,45(2):622–628.
- [73] Melymuk L, Robson M, Helm P A, et al. PCBs, PBDEs, and PAHs in Toronto air: spatial and seasonal trends and implications for contaminant transport[J]. *Science of the Total Environment*, 2012,429:272–280.
- [74] Kheirbek I, Johnson S, Ross Z, et al. Spatial variability in levels of benzene, formaldehyde, and total benzene, toluene, ethylbenzene and xylenes in New York City: a land-use re-

- gression study[J]. *Environmental Health*, 2012,11(1):51.
- [75] Alvarez-Mendoza C I, Teodoro A, Ramirez-Cando L. Spatial estimation of surface ozone concentrations in Quito Ecuador with remote sensing data, air pollution measurements and meteorological variables[J]. *Environmental Monitoring And Assessment*, 2019,191(3):155-170.
- [76] Rahman M M, Yeganeh B, Clifford S, et al. Development of a land use regression model for daily NO₂ and NO_x concentrations in the Brisbane metropolitan area, Australia[J]. *Environmental Modelling & Software*, 2017,95:168-179.
- [77] Wang M, Beelen R, Basagana X, et al. Evaluation of land use regression models for NO₂ and particulate matter in 20 European study areas: the ESCAPE Project[J]. *Environmental Science and Technology*, 2013,47(9):4357-4364.
- [78] Brauer M, Lencar C, Tamburic L, et al. A cohort study of traffic-related air pollution impacts on birth outcomes[J]. *Environmental Health Perspectives*, 2008,116(5):680-686.
- [79] Ryan P H, LeMasters G K, Biswas P, et al. A comparison of proximity and land use regression traffic exposure models and wheezing in infants[J]. *Environmental Health Perspectives*, 2007,115(2):278-284.
- [80] Aguilera I, Guxens M, Garcia-Esteban R, et al. Association between GIS-Based exposure to urban air pollution during pregnancy and birth weight in the INMA Sabadell Cohort [J]. *Environmental Health Perspectives*, 2009,117(8):1322-1327.
- [81] Wilhelm M, Ghosh J K, Su J, et al. Traffic-related air toxics and term low birth weight in Los Angeles County, California [J]. *Environmental Health Perspectives*, 2012,120(1):132-138.
- [82] 刘炳杰,彭晓敏,李继红. 基于LUR模型的中国PM_{2.5}时空变化分析[J]. *环境科学*, 2018,39(12):5296-5307.
- Liu Bingjie, Peng Xiaomin, Li Jihong. Analysis of the temporal and spatial variation of PM_{2.5} in China based on the LUR Model[J]. *Environmental Science*, 2018,39(12):5296-5307.
- [83] 邱倩倩,刘凡,翟亮. 基于地理国情数据的PM_{2.5}浓度估算方法研究[J]. *地理空间信息*, 2019,17(10):37-40.
- Qiu Qiangjian, Liu Fan, Zhai Liang. PM_{2.5} Concentration estimation method based on geographical conditions data[J]. *Geospatial Information*, 2019,17(10):37-40.
- [84] 宋万营,杨振,王平平,等. 基于LUR模型的大气PM_{2.5}浓度分布模拟与人口暴露研究:以湖北省为例[J]. *华中师范大学学报:自然科学版*, 2019,53(3):451-458.
- Song Wanying, Yang Zhen, Wang Pingping, et al. Spatial distribution stimulation and population exposure of PM_{2.5} based on land use regression: a case study of Hubei Province [J]. *Journal of Huazhong Normal University: Natural Sciences*, 2019,53(3):451-458.
- [85] 李爽,翟亮,桑会勇,等. 基于改进LUR模型的大区域PM_{2.5}浓度空间分布模拟[J]. *武汉大学学报:信息科学版*, 2018,43(10):1574-1579.
- Li Shuang, Zhai Liang, Sang Huiyong, et al. An improved LUR-based spatial distribution simulation for the large area PM_{2.5} concentration[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2018,43(10):1574-1579.
- [86] 陈雯君,何红弟. 基于SVR-LUR模型的城市道路PM₁₀空间浓度分布模拟[J]. *大气与环境光学学报*, 2019,14(6):431-441.
- Chen Wenjun, He Hongdi. Simulation of spatial concentration distribution of urban road PM₁₀ based on SVR-LUR Model[J]. *Journal of Atmospheric and Environmental Optics*, 2019,14(6):431-441.