

基于多源数据的北京地区 PM_{2.5} 暴露风险评估

张西雅[†] 扈海波

中国气象局北京城市气象研究所, 北京 100089; [†]E-mail: xyazhang@ium.cn

摘要 基于 2014—2016 年的北京地区 PM_{2.5} 监测数据, 用空间插值法获得北京地区的 PM_{2.5} 空间分布, 并基于 DMSP/OLS 夜间灯光数据, 模拟得到北京地区的人口密度空间分布。在此基础上, 从 PM_{2.5} 浓度空间分布、PM_{2.5} 污染的人口暴露特征、PM_{2.5} 污染人口暴露强度以及人口加权 PM_{2.5} 浓度 4 个方面评估北京地区 PM_{2.5} 污染暴露风险。结果显示: 1) PM_{2.5} 浓度呈现南高北低的空间分布特征, 人口暴露风险空间分布与人口密度空间分布呈现高度的一致性, 即人口密度高的区域, PM_{2.5} 污染人口暴露风险也相对较高; 2) 2014, 2015, 2016 年北京地区 GB3095—2012 二级年均浓度标准 35 $\mu\text{g}/\text{m}^3$ 的超标人口比例均为 100%, 24 小时平均浓度标准 75 $\mu\text{g}/\text{m}^3$ 的超标人口比例呈逐年显著下降趋势; 3) 2014—2016 年北京市人口加权 PM_{2.5} 年均浓度值与 PM_{2.5} 年均值均存在差异, 差异度与城市暴露人口和污染情况密切相关; 4) 由于 PM_{2.5} 污染物浓度空间分布特征与人口密度空间分布特征不同, 北京市 PM_{2.5} 污染对总体人群的实际影响和健康危害与其平均浓度水平并不相同, 因此考虑人口密度空间分布特征的暴露风险评估比只考虑 PM_{2.5} 污染物浓度的暴露风险评估更准确。

关键词 PM_{2.5}; 人口暴露; 人口加权; 风险评估

中图分类号 P49

Risk Assessment of Exposure to PM_{2.5} in Beijing Using Multi-Source Data

ZHANG Xiya[†], HU Haibo

Institute of Urban Meteorology, China Meteorological Administration, Beijing 100089; [†]E-mail: xyazhang@ium.cn

Abstract Through GIS spatial analysis, this study firstly conducts spatial distribution of PM_{2.5} concentrations using PM_{2.5} data from 35 automatic air quality monitoring stations in Beijing during the period of 2014–2016. Then population spatial processing is carried out based on DMSP/OLS nighttime light data. On this basis, the authors assess the exposure risk to PM_{2.5} pollution in Beijing from four aspects: PM_{2.5} concentration, the characteristic of population exposure, the population exposure intensity, and the population weighted concentration. The results show that 1) high PM_{2.5} concentrations were mainly distributed in the south, while low concentrations were distributed in the north. There was a good spatial coincidence between the distribution of population exposure to PM_{2.5} and population distribution, i.e. the densely populated area had high risk of population exposure to PM_{2.5}. 2) During 2014–2016, 100% of population exposed to high PM_{2.5} yearly mean concentrations (>35 $\mu\text{g}/\text{m}^3$) which exceeded the secondary level of Ambient Air Quality Standards (GB 3095–2012), and the ratio of population exposed to 24 hourly mean concentrations (>75 $\mu\text{g}/\text{m}^3$) declined over a 3-year period. The share of population exposure to exceeding standard PM_{2.5} concentration was much higher than those in global average level. 3) The population weighted PM_{2.5} yearly average concentrations and PM_{2.5} yearly average concentrations had difference, which is related with exposed population and the distribution of PM_{2.5} pollution. 4) The distributions of PM_{2.5} concentration and population are different, so the real impact level on health of human of PM_{2.5} pollution is

different from $PM_{2.5}$ concentration. Thus, taking the factor of population into account, the risk assessment of exposure to $PM_{2.5}$ pollution is more accurate.

Key words $PM_{2.5}$; population exposure; population weighted; risk assessment

$PM_{2.5}$ (fine particulate matter)指悬浮于大气中的空气动力学直径小于等于 $2.5 \mu m$ 的细颗粒物^[1-2], 具有粒径小、来源广、物理性质及化学组分复杂等特点, 与多种健康效应密切相关^[3-5], 被公认是一种对人体健康危害极大且最具有代表性的大气污染物。我国城市区域的 $PM_{2.5}$ 浓度水平居全球前列^[6], 2012 年全球疾病负担(global burden of disease)评估项目研究结果表明, 2010 年我国因与 $PM_{2.5}$ 污染相关的提前死亡人数为 120 万左右, 占我国居民年度死亡总数的 $1/9$ ^[7]。因此, 我国公众暴露在高浓度 $PM_{2.5}$ 中的风险不可小觑。

大气污染物浓度是目前普遍使用的空气污染暴露风险评价指标^[8-11], 但这种指标忽视了人口空间分布的非均一性^[12]。从理论上讲, 相对于只考虑空气污染浓度的暴露评估, 基于人口分布的空气污染暴露评价方法更精确^[8,13]。Kousa 等^[8]综合考虑空气质量浓度空间分布和人口空间分布, 提出人口空气污染暴露评估模型, 可以在一定程度上量化空间单元内的人口空气污染暴露强度。理论上, 这种人口空气污染暴露风险评估指标可获得各空间单元相对高精度的暴露评估结果^[14]。伏晴艳等^[15]为反映居民真实暴露于大气污染物的水平, 提出以人口加权大气污染暴露水平为指标的人口空气污染暴露风险评估方法, 通过叠加大气污染物分布图层和人口分布图层, 得到人口加权后的大气污染物浓度, 从而在精细尺度上区分空间单元内部格网人口空气污染暴露风险。

目前, 以近几年 $PM_{2.5}$ 污染为评价对象的风险评估研究较少, 且多采用单一指标评估城市空气污染暴露风险。另外, 以往的研究中使用的人口空间分布采用某一行政界别空间单元的平均人口密度, 缺少精细化的人口分布数据。通过 GIS 空间插值, 可以从污染物监测站点的数据得到污染物浓度连续的空间分布^[16], 基于美国国防气象卫星搭载的业务型线扫描传感器(Defense Meteorological Satellite Program/Operational Linescan System, DMSP/OLS)的稳定夜间灯光数据的人口密度空间分布模拟方法为生成准确的人口密度空间分布提供了技术支撑^[17-18]。作为我国的首都, 北京在过去几十年里城市人口、能源消耗和机动车数量都迅速增长, 大气

颗粒物污染问题也越发凸显。对此, 本文以北京市为例, 利用近 3 年的 $PM_{2.5}$ 监测站点数据, 并在综合多源遥感数据和地理信息等空间分析技术提高人口密度空间分布精度的基础上, 利用多种风险评估指标, 综合开展北京地区的人口真实暴露于 $PM_{2.5}$ 污染物的水平和该地区 $PM_{2.5}$ 污染人口暴露风险的研究, 以期决策者准确识别城市 $PM_{2.5}$ 暴露风险区和制定 $PM_{2.5}$ 污染防控措施减少人体健康损害提供依据。

1 研究区和数据

北京市位于华北平原北部, 东部与天津市相邻, 被河北六市环绕。西部和北部为山地丘陵, 中部和东部为平原, 地势自西北向东南倾斜, 西、北和东北三面山地丘陵环抱北京城所在的小平原。地形条件使得各种污染物极易聚集并且不易扩散和稀释, 区内大气污染形势严峻。

本文分析北京地区 2014—2016 年近 3 年的 $PM_{2.5}$ 暴露风险, 可以更好地反映当前的污染状况。从北京市环保局公布的监测资料(<http://zx.bjmemc.com.cn>)中, 收集北京地区 2014 年 1 月—2016 年 12 月 35 个地面自动监测站点每日的 $PM_{2.5}$ 质量浓度实时数据。北京市环保局面向社会实时发布覆盖全市的 35 个监测站点的空气质量数据, 这 35 个站点按照监测职能分为: 城区环境评价点 12 个, 郊区环境评价点 11 个, 对照点及区域点 7 个, 交通污染监控点 5 个(图 1)。计算 35 个站点 2014—2016 年的 $PM_{2.5}$ 月均质量浓度、年均质量浓度和 3 年的 4 个季节(3—5 月为春季, 6—8 月为夏季, 9—11 月为秋季, 1 月、2 月和 12 月为冬季)的平均质量浓度。

人口数据来源于 2013 年北京统计年鉴的常住人口统计结果。以北京市县级行政区划矢量图为底图, 将统计数据作为属性数据, 形成以县级行政区为单元的初级人口数据库(图 2(a))。在进行人口密度空间模拟时, 采用的辅助数据包括 DMSP/OLS 全球夜间稳定灯光数据(<https://ngdc.noaa.gov/eog/>)和土地覆盖数据。DMSP/OLS 全球夜间稳定灯光数据来自美国国家地球物理数据中心, 本文采用 2013 年 F18 传感器的稳定夜间灯光数据, 像素值

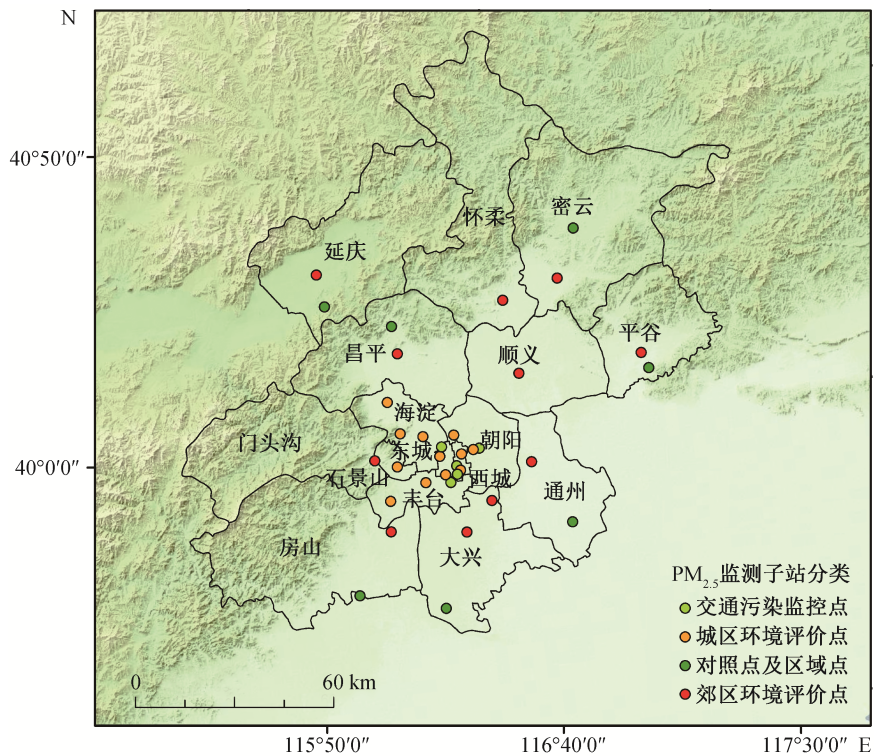


图 1 北京市 35 个自动空气监测子站位置示意图

Fig. 1 Location of 35 automatic monitoring stations of atmospheric environment in Beijing

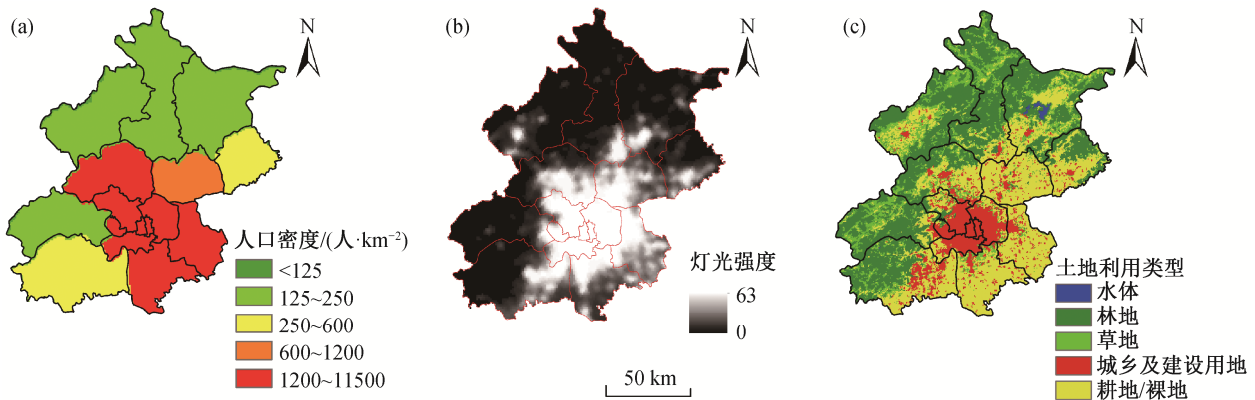


图 2 研究区 2013 年人口密度图(a)、夜间灯光数据(b)及土地利用数据(c)

Fig. 2 Population density (a), nighttime light data (b), and land use data (c) of the study area in 2013

范围为 0~63, 空间分辨率为 1 km (图 2(b))。对比图 2(a)和(b)可以看出, 夜间灯光值较大的区域人口密度也较大, 二者有较好的相关性。土地利用数据来自 2013 年的 MODIS 三级全球土地覆盖类型数据产品(MCD12Q1 V5.1) (<https://ladsweb.modaps.eosdis.nasa.gov/archive/allData/6/MCD12Q1/>), 空间分辨率为 500 m, 其研究组发布的精度评价结果显示, MCD12Q1 的总体精度为 70%~85%^[19]。本研究采取国际地圈-生物圈计划(International Geosphere-

Biosphere Program, IGBP)全球植被分类方法^[19], IGBP 包含 17 个主要土地覆盖类型, 其中包括 11 个自然植被类型、3 个土地利用和土地镶嵌的地类和 3 个无植生地类型。在进行人口数据空间化时, 对 17 个类别中部分植被类型进行合并, 最终确定 5 类用于建模的土地利用类型: 水体、耕地/裸地、林地、草地、城乡及建设用地(图 2(c))。将以上 3 种数据均投影转换为阿尔伯斯等面积割圆锥投影(Albers conical equal area projection)^[20](图 2)。

2 方法

如图3所示,本文涉及的主要方法有PM_{2.5}监测站点数据的GIS空间插值方法、人口密度空间分布模拟方法以及人口空气污染暴露评估方法,分别从PM_{2.5}质量浓度空间分布、PM_{2.5}污染人口暴露特征、PM_{2.5}污染人口暴露强度和人口加权暴露浓度4个指标评估北京地区PM_{2.5}污染暴露风险。

2.1 PM_{2.5}浓度空间插值方法

空间插值方法的选择会影响PM_{2.5}浓度空间分布的估算精度^[16]。鉴于研究区PM_{2.5}观测数据有限,针对克里格(Kriging)、反距离加权法(IDW)、规则样条函数(Spline)3种常见的空间插值方法的插值精度进行交叉验证方案。反距离加权法和规则样条函数法为确定性插值方法,监测站插值得到的预测值和实测值相等,无误差估计,因此采用交叉验证法来检验插值结果。在研究区35个样本点中,假定5个样本点数值未知,通过其余30个样本点的实测值对其插值进行计算,利用验证样本的实测值与估测值的误差来评价。以MAE(平均绝对误差)、RMSE(均方根误差)和MRE(平均相对误差)作为插值结果的评价标准。用MAE指标反映估测误差的整体分布情况, RMSE反映估测灵敏度和整体估测数值与真实值的偏离程度, MRE代表所得绝对偏差相对实测值的百分率。3个参数越小,表明

插值结果越准确。

$$MAE = \sum_{j=1}^m (|\rho_{e,j} - \rho_{a,j}|) / m, \quad (1)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^m (\rho_{e,j} - \rho_{a,j})^2}{m}}, \quad (2)$$

$$MRE = \sum_{j=1}^m (|\rho_{e,j} - \rho_{a,j}| / \rho_{a,j}) / m, \quad (3)$$

式中, $\rho_{a,j}$ 为第 j 个站点的污染物实测质量浓度, $\rho_{e,j}$ 为第 j 个站点的污染物质量浓度估测值, m 为验证站点数。从表1看出, Kriging 空间插值方法得到整体最优的插值结果。因此本文选择 Kriging 空间插值方法,生成2014—2016年空间分辨率为1 km的PM_{2.5}月均污染空间分布结果。

2.2 基于夜间灯光数据的人口密度空间分布模拟

DMSP/OLS 夜间灯光数据涵盖居民地、道路等

表1 不同空间插值方法所得插值结果的整体误差分析
Table 1 Overall error analysis of interpolation results from different spatial interpolation methods

空间插值方法	MAE/($\mu\text{g}\cdot\text{m}^{-3}$)	MRE/%	RMSE/($\mu\text{g}\cdot\text{m}^{-3}$)
Spline	4.054	0.057	4.584
IDW	3.195	0.045	3.502
Kriging	2.750	0.038	3.466

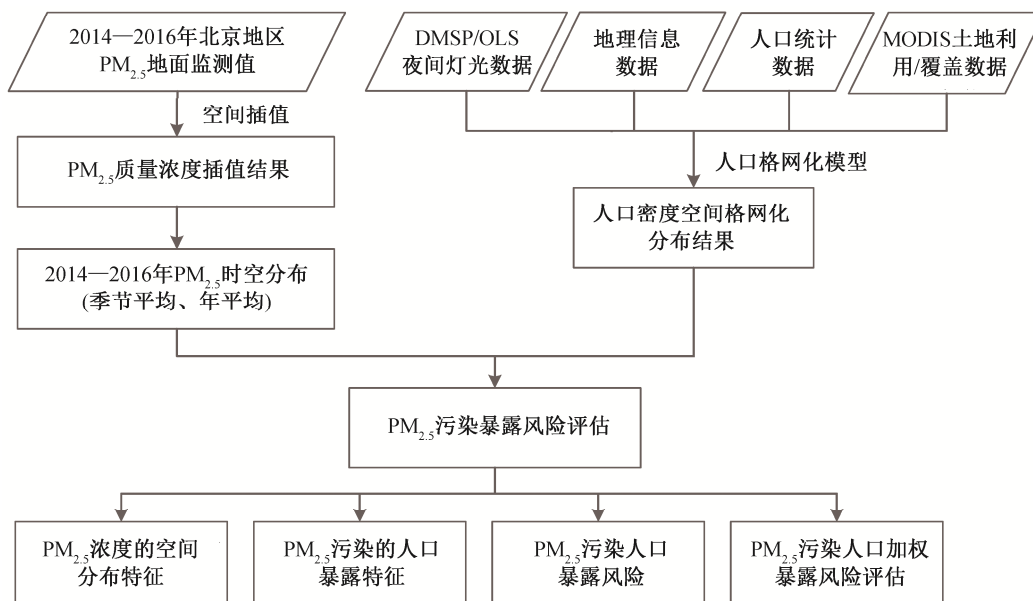


图3 技术路线

Fig. 3 Flow chart of the study

与人口分布相关的信息^[17-18], 因此可以用来反映大范围的人口密度差异。本文采用基于夜间灯光数据和空间滞后回归模型(Spatial Lag Model, SLM)的方法开展人口空间分布模拟^[21]。由于人口并非随机分布, 而是存在不同程度的空间集聚, 一个地区人口受周边地区影响, 经典的线性回归模型难以满足人口数据空间化研究需的需求。空间滞后回归模型(SLM)考虑了因变量的空间相关性, 即某一空间单元上的人口数量不仅与自变量有关, 还与相邻区域单元的人口数量有关, 因此构建空间滞后回归模型比线性回归建模更具实际意义。本文以灯光亮度值、不同土地利用类型面积为建模因子, 建立人口数据空间化模型^[21]:

$$POP_i = \rho \omega POP_i + u DN_i + \sum_{k=1}^n (a_k L_{ik}) + \mu, \quad (4)$$

式中, POP_i 表示第 i 个网格的人口数量; ω 为空间权重矩阵; DN_i 为第 i 个网格的灯光像元亮度值; L_{ik} 表示第 i 个网格中第 k ($k=1, 2, 3, 4$) 类土地类型(耕地/裸地、林地、草地、城乡及建设用地)的面积, 即每个 1 km 网格内各土地类型的面积统计结果; ρ 为空间滞后变量 ωPOP_i 的回归系数, 确定人口分布的空间效应; u 和 a_k 分别为 DN_i 和 L_{ik} 对应的回归系数; μ 是随机误差向量。 ω 的空间权重矩阵的形式为

$$\omega = \begin{bmatrix} \omega_{11} & \omega_{12} & \cdots & \omega_{1n} \\ \omega_{21} & \omega_{22} & \cdots & \omega_{2n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \omega_{n1} & \omega_{n2} & \cdots & \omega_{nn} \end{bmatrix} \circ \quad (5)$$

本研究以 Queen 准则建立一阶权重矩阵, 如果各单元在空间上有邻接关系, 则 $\omega_{ij} = 1$, 否则 $\omega_{ij} = 0$ 。在此研究中, 使用 Geoda 软件进行空间权重矩阵的计算和空间滞后回归模型的拟合。

得到模拟的初始人口密度后, 基于 2013 年北京地区人口总数据, 采用线性回归方法进行修正, 求出北京地区人口总人数(人口统计数据)与模拟的初始总人口之比(调整比例参数), 然后用模拟的像元上的人口密度乘以调整比即得人口密度。通过比例参数, 可保证在北京地区统计总人口与模拟的总人口相等。生成的人口密度空间格网化分布图的分辨率为 1 km。最后, 以县级尺度对空间化结果进行精度检验及误差分析, 考察空间化后的数据能否精确地还原原始数据。人口模拟误差检验计算公式为

$$\gamma_j = \frac{|\overline{POP_j} - POP_j|}{POP_j} \times 100\%, \quad (5)$$

式中, γ_j 表示第 j 个县相对误差的绝对值; POP_j 是第 j 个县的统计人口数; $\overline{POP_j}$ 为该县预测人口数。最后计算所有区县的相对误差绝对值的平均值, 用于误差分析。

2.3 PM_{2.5} 污染暴露风险评估

在 PM_{2.5} 浓度空间插值数据和人口密度空间格网化数据的基础上, 首先分析北京市年均和季节平均 PM_{2.5} 浓度的空间分布特征, 直接以 PM_{2.5} 浓度为指标评估暴露于 PM_{2.5} 污染中的风险。然后, 结合我国《环境空气质量标准》(GB 3095—2012)规定的 PM_{2.5} 相关标准, 分析北京地区 PM_{2.5} 人口暴露总体特征。最后, 对北京地区的 PM_{2.5} 人口暴露风险和基于人口加权的 PM_{2.5} 暴露风险进行评估。

2.3.1 PM_{2.5} 污染的人口暴露特征分析

我国《环境空气质量标准》(GB 3095—2012)规定的二级标准 PM_{2.5} 的 24 小时平均浓度限值是 75 $\mu\text{g}/\text{m}^3$ 。依据这一指标, 计算北京 35 个站点的 24 小时平均 PM_{2.5} 浓度超标率。统计北京地区 2014—2016 年每年 35 个站点 24 小时平均 PM_{2.5} 浓度值大于 75 $\mu\text{g}/\text{m}^3$ 的超标率, 即每年超过 75 $\mu\text{g}/\text{m}^3$ 的天数和有效监测天数的比值。另外, 计算北京地区不同 PM_{2.5} 浓度暴露人口比例的累积分布曲线, 分析北京市居民受 PM_{2.5} 污染的情况。通过这两方面分析北京地区 PM_{2.5} 污染的人口暴露总体特征。

2.3.2 基于人口暴露强度的 PM_{2.5} 污染暴露风险评估

采用 Kousa 等^[8]提出的人口暴露风险评估模型, 计算北京地区 2014—2016 年 3 年每年的 PM_{2.5} 污染人口暴露强度值, 单位为 $\mu\text{g} \cdot \text{万人}/(\text{m}^3 \cdot \text{km}^2)$, 以此人口密度和特定污染物质量浓度之积作为指标, 评估人口暴露于 PM_{2.5} 污染物的风险。计算公式如下:

$$E_i = P_i C_i, \quad (6)$$

式中, E_i 为像元 i 的人口暴露风险, C_i 为像元 i 污染物的质量浓度, P_i 为像元 i 内的人口密度。本文利用基于夜间灯光数据的人口密度空间分布模拟结果和 PM_{2.5} 质量浓度 Kriging 空间插值结果获取 1 km 空间分辨率的 PM_{2.5} 人口暴露风险空间分布。通过统计 2014—2016 年每年的 PM_{2.5} 人口暴露风险结果和 3 年 4 个季节的平均暴露风险结果, 分析北京

地区及各个区县的人口暴露风险。

2.3.3 基于人口加权的 PM_{2.5} 污染暴露评估

本文采用基于人口加权的 PM_{2.5} 污染暴露模型^[15]评估北京地区及各个区县的人口加权 PM_{2.5} 污染水平。基于人口加权的 PM_{2.5} 污染暴露评估以不同暴露浓度下的人口作为权重,因此能更好地反映 PM_{2.5} 对人群的实际影响,计算公式如下:

$$E = \frac{\sum_{i=1}^n (P_i \times C_i)}{P}, \quad (7)$$

式中, E 为北京地区/各区县的人口加权暴露水平, C_i 为像元 i 的污染物的质量浓度, P_i 为像元 i 内的人口数, n 为北京地区总像元数/各区县总像元数, P 为北京地区人口数/各区县人口数。

3 结果和讨论

3.1 北京地区人口密度空间分布模拟结果

图 4 为模拟得到的 2013 年北京市人口密度格网。对比图 2(a)中基于行政区划得到的人口密度结果,发现图 2(a)不能精细地刻画人口分布的空间分异性。空间化后生成的 1 km×1 km 空间分辨率人口分布格网数据(图 4)缓和了行政区界线处的突变线,可以更好地显示人口分布的空间差异性。北京市各个区县人口数据空间化相对误差绝对值的平均值为 34.62%,总体精度较高。图 4 表明,北京市人口密集区域集中分布在城六区,人口密度大于 4500 人

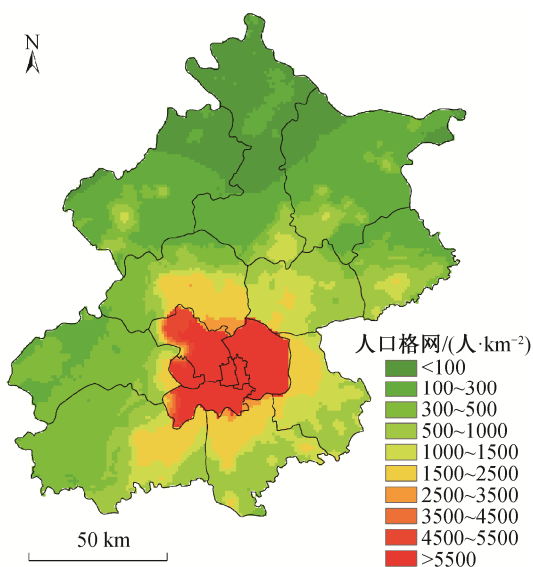


图 4 北京地区 2013 年人口密度空间格网化结果
Fig. 4 Gridded population density of Beijing in 2013

/km²。北京市北区和南部的大部分外围区人口相对稀疏,小于 500 人/km²。

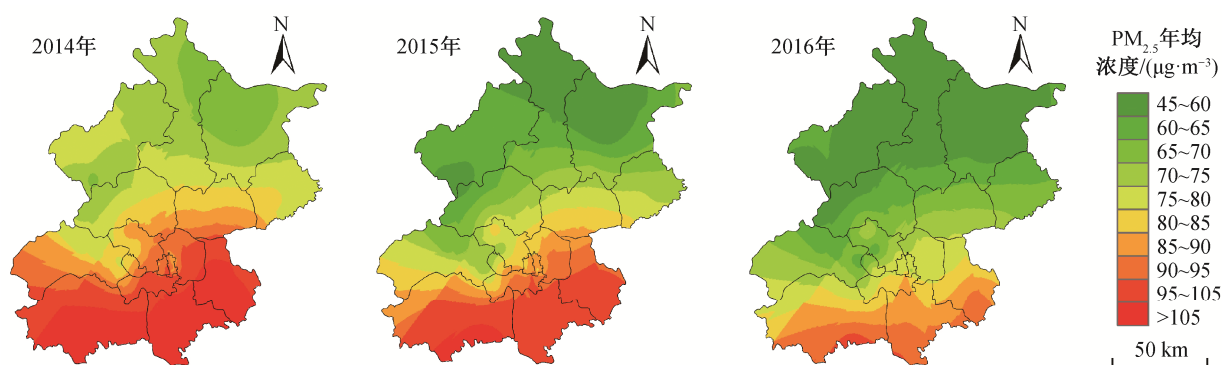
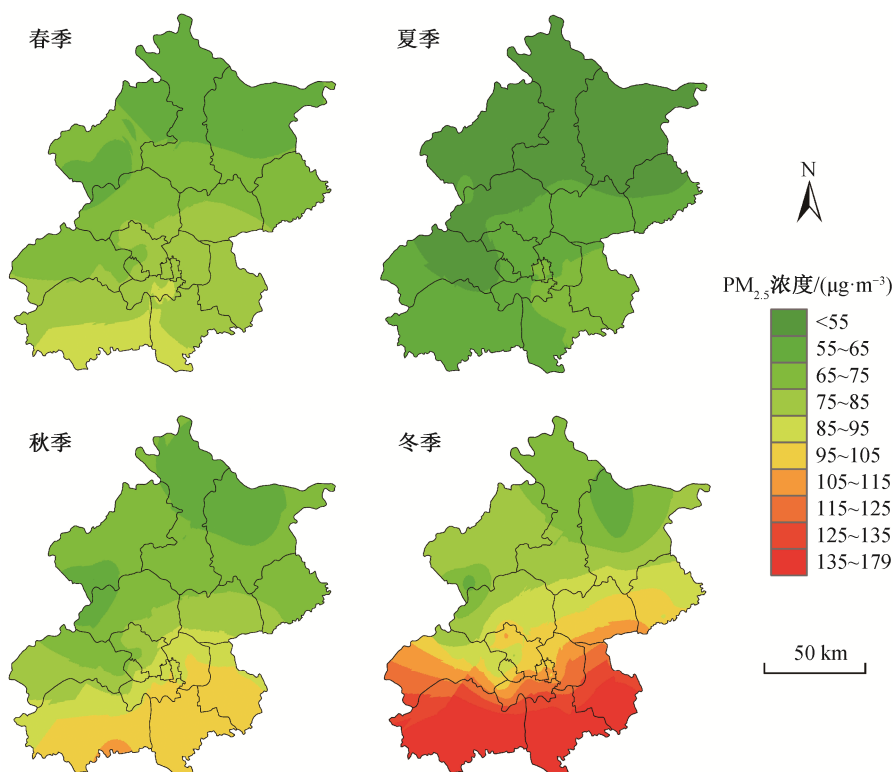
3.2 北京地区 PM_{2.5} 浓度空间分布特征和 PM_{2.5} 污染暴露风险

由北京地区 2014—2016 年的月均值 PM_{2.5} 浓度插值结果得到每年的年均浓度空间分布。图 5 显示,2014—2016 年北京地区全范围 PM_{2.5} 质量浓度均超过国家空气质量二级标准规定的年均浓度 35 μg/m³,且明显呈现南高北低的分布特征。房山区南部和通州区南部是北京地区的 PM_{2.5} 污染中心,PM_{2.5} 年均质量浓度高达 100 μg/m³ 左右;中部城六区污染程度次之,PM_{2.5} 年均质量浓度为 75 μg/m³ 左右;北部区域 PM_{2.5} 年均质量浓度最低,约为 60 μg/m³。分析 3 年的年平均空间分布,发现年均浓度值呈逐年显著下降的趋势,年均浓度值 2014 年为 66~125 μg/m³,而 2016 年为 48~97 μg/m³。

北京市 2014—2016 年不同季节的 PM_{2.5} 浓度呈现明显的南高北低的分布特征(图 6),特别是春季和秋季,从南向北递减的趋势极为明显。一方面是季节性气候条件差异的影响,另一方面,北京南部靠近多个传统重工业城市,污染物排放量相对较大,在不利的天气条件下容易影响北京 PM_{2.5} 质量浓度。从总体季节特征来看,冬季 PM_{2.5} 浓度明显高于其他季节,为 58~179 μg/m³。冬季是逆温现象频发的季节,混合层厚度较低,污染物不易扩散而在近地表累积,并且由于北京市和周边地区采暖燃煤的影响,导致北京冬季 PM_{2.5} 污染严重^[22-23]。夏季对流扩散较强,PM_{2.5} 污染程度最低,均值在 44~71 μg/m³ 之间。春、秋季节的污染程度介于冬、夏之间,春季受西北风和地形影响,高值主要分布在西南地区,秋季平均浓度稍高于春季,高值主要分布在城区和南部地区^[24-26]。

3.3 北京地区 PM_{2.5} 污染的人口暴露特征分析

图 7 表示北京地区 2014—2016 年 35 个监测站点的 24 小时平均 PM_{2.5} 浓度超过国家空气质量二级标准 75 μg/m³ 的超标率。可以看到,2014 年北京地区超过一半的站点的超标率在 0.5 左右,即超过一半的站点在一年中有近一半时间暴露在高浓度的 PM_{2.5} 污染中。与 2014 年相比,2015 年和 2016 年超标率显著下降,大部分站点的超标率在 0.3~0.4 左右。与 2015 年相比,2016 年的超标率在部分站点(如万柳、天坛和通州)减少,部分站点(如大兴和

图5 北京地区 2014—2016 年的年均 PM_{2.5} 空间分布Fig. 5 Average annual spatial distribution of PM_{2.5} during 2014–2016 in Beijing图6 北京地区 2014—2016 年四季 PM_{2.5} 空间分布结果Fig. 6 Spatial distribution of PM_{2.5} in four seasons during 2014–2016 in Beijing

延庆)持平。2014—2016年超标率最高的站点都是房山区的琉璃河,最低的站点是密云水库。

图8是2014—2016年北京地区高于某一PM_{2.5}浓度值的人口占比分布曲线,可以看出3年均具有100%人口暴露于国家空气质量二级PM_{2.5}年均浓度标准35 μg/m³的超标区域中,说明北京地区人群存在较高的PM_{2.5}暴露健康风险。另一方面,2014—2016年暴露于PM_{2.5}浓度超标区域的人口比例呈逐年显著下降趋势,说明北京地区人群的PM_{2.5}暴露

风险逐年下降。

3.4 北京地区基于人口暴露强度的PM_{2.5}污染暴露风险评估结果

图9和10为基于人口暴露强度的北京PM_{2.5}人口暴露风险空间分布。就2014—2016年的年均人口暴露风险(图9)来看,城六区最高,风险值均大于10 μg·万人/(m³·km²)。人口较多的城六区极易受到PM_{2.5}的影响,这些地区的人群存在较高的健康风险。北部地区暴露风险值相对较低,普遍小于



图 7 2014—2016 年各个站点的 24 小时平均 PM_{2.5} 浓度超标率

Fig. 7 The ratio of PM_{2.5} concentration exceeded 24 h average PM_{2.5} concentration in secondary level of Ambient Air Quality Standards (GB 3095-2012) of each station during 2014-2016

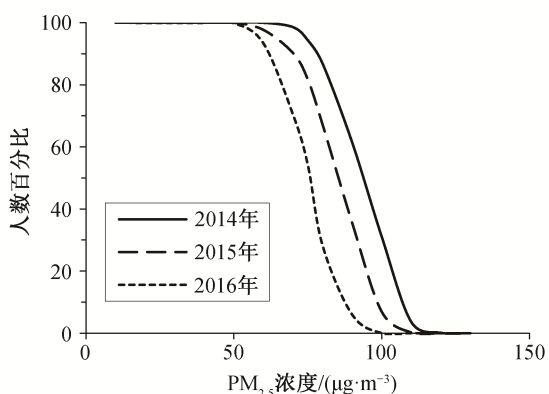


图 8 北京地区居住在大于某 M_{2.5} 浓度值区域的人口占比
Fig. 8 The percentage of the population exposed to PM_{2.5} with larger than some values

3.5 $\mu\text{g}\cdot\text{万人}/(\text{m}^3\cdot\text{km}^2)$ 。PM_{2.5} 污染最严重的南部地区, 因为人口相对较少, 人口暴露风险值介于城六区与北部地区之间。北京地区 PM_{2.5} 人口暴露风险空间分布与人口密度空间分布呈现高度的一致性, 即人口密度高的区域(如城六区) PM_{2.5} 人口暴露风险也相对较高。2014 年的人口暴露风险最高, 之后逐年显著降低, 且人口暴露风险值最高的城六区降幅最大。

从四季来看, 冬季的 PM_{2.5} 人口暴露风险值最高, 夏季最低, 春、秋季介于二者之间, 与 PM_{2.5} 季节变化特征一致。春季城六区的人口暴露风险值较高, 大于 50 $\mu\text{g}\cdot\text{万人}/(\text{m}^3\cdot\text{km}^2)$ 。虽然春季房山区和大兴区污染较严重(图 6), 但这些地区人口相对较少, 风险值小于城六区。夏季的 PM_{2.5} 人口暴露风险值显著减小, 控制在 50 $\mu\text{g}\cdot\text{万人}/(\text{m}^3\cdot\text{km}^2)$ 以下。秋季高风险值区域增大, 城六区的风险值较高, 可

达到 60 $\mu\text{g}\cdot\text{万人}/(\text{m}^3\cdot\text{km}^2)$ 以上。冬季的 PM_{2.5} 人口暴露风险最高, 高风险区与人口较多区域基本上一致, 城六区、大兴、房山、通州、顺义和昌平都是人口暴露高风险区, 城六区风险值可达 70 $\mu\text{g}\cdot\text{万人}/(\text{m}^3\cdot\text{km}^2)$ 以上。由此可知, 冬季北京市居民将遭受较严重的 PM_{2.5} 污染影响, 暴露于高污染区域的人口数也急剧增大, 大部分人口具有健康风险。

3.5 北京地区基于人口加权的 PM_{2.5} 污染暴露评估结果

2014 年北京地区人口加权后的 PM_{2.5} 质量浓度为 93.04 $\mu\text{g}/\text{m}^3$, 比 PM_{2.5} 年均浓度(85.13 $\mu\text{g}/\text{m}^3$) 高 9.30% (图 11)。2015 年的人口加权 PM_{2.5} 年均浓度(84.78 $\mu\text{g}/\text{m}^3$) 比 PM_{2.5} 年均浓度(75.70 $\mu\text{g}/\text{m}^3$) 高 11.99%。2016 年的人口加权 PM_{2.5} 年均浓度(75.16 $\mu\text{g}/\text{m}^3$) 比 PM_{2.5} 年均浓度(68.01 $\mu\text{g}/\text{m}^3$) 高 10.52%。2014—2016 年人口加权 PM_{2.5} 年均浓度值均高于 PM_{2.5} 年均值(图 11), 说明存在人口集中分布在 PM_{2.5} 高浓度地区的空间特征, 北京地区 PM_{2.5} 污染对总体人群的实际影响和健康危害比其平均浓度水平高。

从各区县的 PM_{2.5} 平均浓度和人口加权平均浓度比较结果(表 2)可以看出, 除西城区 PM_{2.5} 平均浓度与人口加权 PM_{2.5} 浓度差异很小, 可以忽略不计外, 其余区县二者均有一定的差异, 其中东城区的差值最大。如东城区 2014 年 PM_{2.5} 年均浓度为 89.91 $\mu\text{g}/\text{m}^3$, 而人口加权 PM_{2.5} 年均浓度高出 33.64%, 达到 120.16 $\mu\text{g}/\text{m}^3$, 说明东城区存在比较突出的人口集中在 PM_{2.5} 高浓度区域的现象。其余区县的 PM_{2.5} 年均浓度与人口加权 PM_{2.5} 平均浓度

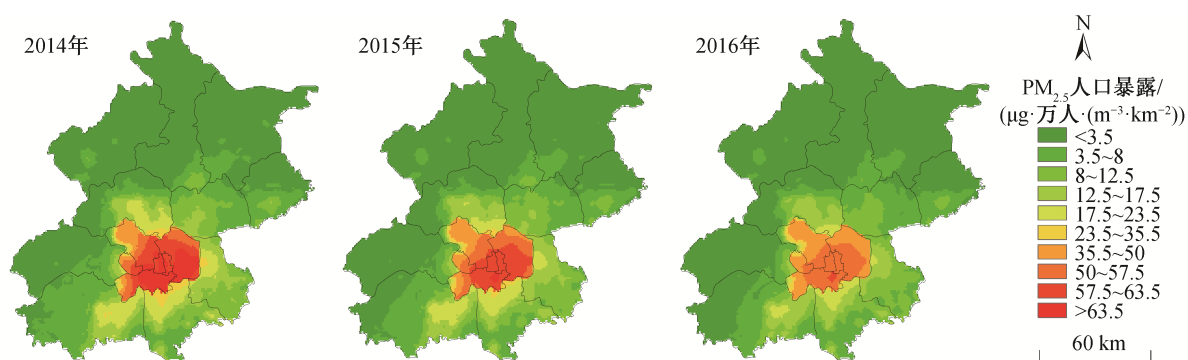
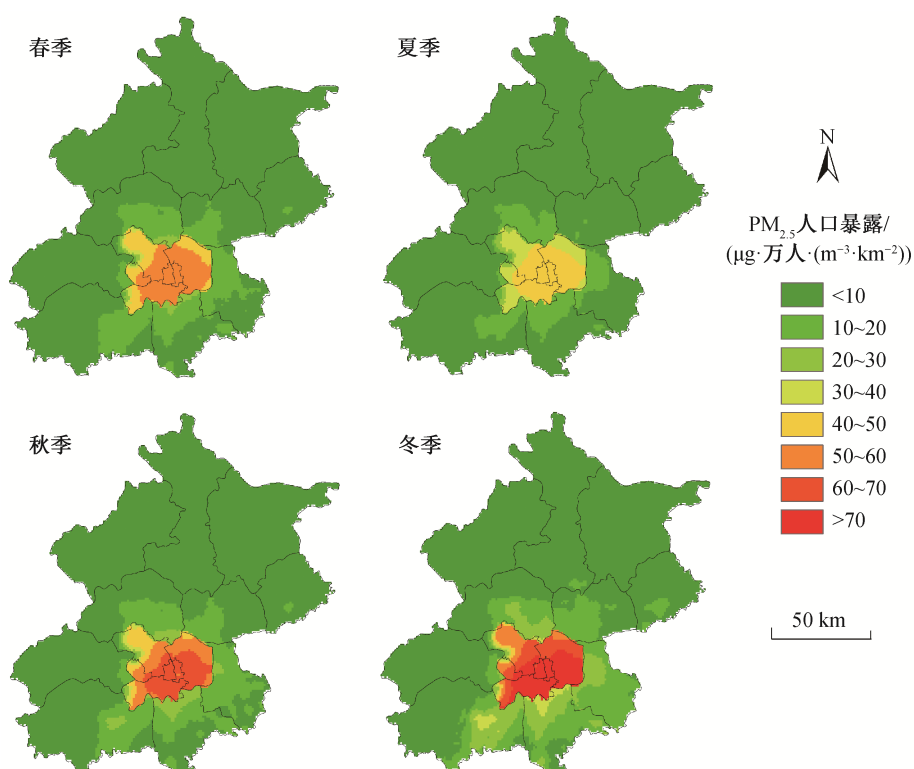


图 9 北京 2014—2016 年的年均人口暴露风险

Fig. 9 Average annual PM_{2.5} population exposure risk during 2014–2016 in Beijing图 10 北京 2014—2016 年各个季节 PM_{2.5} 人口暴露风险Fig. 10 Risks of population exposure to PM_{2.5} in four seasons during 2014–2016 in Beijing

相差不大。朝阳、大兴、通州和门头沟的人口加权 PM_{2.5} 年均浓度小于 PM_{2.5} 年均浓度。这些区县的相同点是人口大多集聚在 PM_{2.5} 相对较低的区域，因此，在计算人口加权 PM_{2.5} 年均浓度时，得到的数值会小于 PM_{2.5} 浓度值。以门头沟为例，2014 年门头沟的高污染区主要在门头沟的南部，而人口密集区分布在东部，高污染区的人口密度相对较低。因此，2014 年门头沟的人口加权 PM_{2.5} 年均浓度比 PM_{2.5} 浓度低 1.02%。另外，石景山、通州、大

兴、平谷和密云的 PM_{2.5} 浓度和人口加权 PM_{2.5} 浓度之间的差异度逐年增加，说明这些区域中人口较密集地区的 PM_{2.5} 浓度下降幅度没有人口稀疏地区大。

总的来说，从 4 个指标进行 PM_{2.5} 污染人口暴露风险评估的结果显示，2014—2016 年北京地区 PM_{2.5} 质量浓度分布呈现南高北低的分布特征，但考虑人口密度分布后，北京地区 PM_{2.5} 人口暴露风险空间区划与人口密度空间分布呈现高度的一致

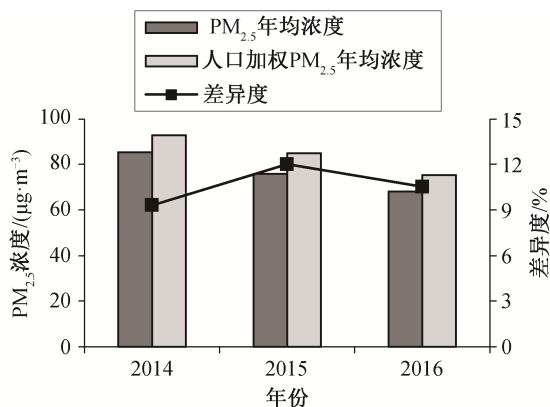


图 11 2014—2016 年北京地区人口加权年均值与 PM_{2.5} 年均值对比

Fig. 11 Population weighted average annual PM_{2.5} concentration and average annual PM_{2.5} concentration in Beijing during 2014–2016

性,即人口密度高的区域 PM_{2.5} 污染人口暴露风险也相对较高。2014—2016 年北京市各区域 PM_{2.5} 污染暴露风险最高的为冬季,夏季暴露风险最低,且 2014—2016 年北京地区人群的 PM_{2.5} 暴露健康风险呈逐年下降的趋势。另外,北京地区 PM_{2.5} 污染对总体人群的实际影响和健康危害比其平均浓度水平高,存在人口集中分布在 PM_{2.5} 高浓度地区的空间特征。

4 结论

本文分别通过 PM_{2.5} 质量浓度空间分布、PM_{2.5} 污染人口暴露特征、PM_{2.5} 污染人口暴露强度和人口加权暴露浓度 4 个指标评估北京地区 PM_{2.5} 污染暴露风险。结果表明: 1) 基于空间插值和 GIS 空间分析,利用 DMSP/OLS 夜间灯光数据的人口模拟方法以及 4 个指标的风险评估方法可以在精细空间尺度较好地实现北京地区的 PM_{2.5} 污染人口暴露风险评估; 2) PM_{2.5} 污染人口暴露风险评估结果显示,2014—2016 年北京地区人群存在较高的 PM_{2.5} 暴露健康风险,且有较多的人口分布在污染较重的地区,但是北京地区人群的 PM_{2.5} 暴露风险呈逐年下降趋势; 3) 由于 PM_{2.5} 污染物浓度空间分布特征与人口密度空间分布特征不同,因此考虑人口密度空间分布特征的暴露风险评估比只考虑 PM_{2.5} 污染物浓度的暴露风险评估更准确,而人口暴露强度模型中,由于污染物浓度远小于人口密度,导致人口暴露风险空间分布与人口密度空间分布呈现高度的一致性。因此,为了更合理地评估人口暴露于 PM_{2.5} 污染中的风险水平,可以考虑采用人口加权 PM_{2.5} 年均浓度作为 PM_{2.5} 污染暴露风险的评估指标。对于单一空间格网内人口空气污染暴露相对于空间单元

表 2 2014—2016 年各行政区的 PM_{2.5} 平均浓度和人口加权 PM_{2.5} 平均浓度

Table 2 Average annual PM_{2.5} concentration and population weighted concentration of each county in Beijing during 2014–2016

行政区	2014 年			2015 年			2016 年		
	平均浓度	人口加权	差异度/%	平均浓度	人口加权	差异度/%	平均浓度	人口加权	差异度/%
东城	89.91	120.16	33.64	86.38	114.92	33.05	77.56	103.31	33.20
西城	92.22	92.22	0.00	85.18	85.19	0.01	77.57	77.57	0.00
朝阳	96.47	96.35	-0.12	88.56	88.53	-0.03	76.81	76.84	0.03
海淀	86.21	87.23	1.19	78.33	79.20	1.12	69.67	70.37	1.01
丰台	97.64	98.17	0.54	89.15	89.74	0.66	80.37	80.85	0.60
石景山	85.71	86.11	0.47	78.15	78.61	0.59	70.36	70.83	0.66
顺义	85.47	86.17	0.83	79.65	80.35	0.87	69.57	70.09	0.75
通州	106.31	106.12	-0.18	97.01	96.26	-0.78	84.11	83.25	-1.03
大兴	106.82	106.32	-0.46	98.27	97.53	-0.76	88.81	87.62	-1.34
房山	105.34	106.49	1.08	96.49	98.13	1.70	85.36	86.39	1.20
门头沟	85.89	85.02	-1.02	75.70	75.38	-0.42	68.69	69.60	1.33
昌平	78.85	81.86	3.83	69.26	72.78	5.09	62.30	64.92	4.21
平谷	78.55	79.71	1.48	73.13	74.88	2.38	65.10	66.84	2.68
密云	70.27	71.66	1.98	60.47	62.90	4.03	54.75	58.30	6.48
怀柔	72.55	75.24	3.70	61.83	66.42	7.42	55.61	58.69	5.54
延庆	74.19	74.26	0.08	61.43	61.06	-0.60	57.33	57.52	0.33

整体的风险大小, 本研究未做深入探讨, 有待进一步深入研究。

参考文献

- [1] Kaufman Y J, Didier T, Olivier B. A satellite view of aerosols in the climate system. *Nature*, 2002, 419: 215–233
- [2] Chan C, Yao X. Air pollution in mega cities in China. *Atmospheric Environment*, 2008, 42(1): 1–42
- [3] Abbey D E, Nishino N, McDonnell W F, et al. Long-term inhalable particles and other air pollutants related to mortality in nonsmokers. *American Journal of Respiratory & Critical Care Medicine*, 1999, 159(2): 373–382
- [4] Pope III C A, Burnett R T, Thun M J, et al. Lung cancer, cardiopulmonary mortality, and long-term exposure to fine particulate air pollution. *Jama*, 2002, 287(9): 1132–1141
- [5] 戴海夏, 宋伟民, 高翔, 等. 上海市 A 城区大气 PM₁₀、PM_{2.5} 污染与居民日死亡数的相关分析. *卫生研究*, 2004, 33(3): 293–297
- [6] Van Donkelaar A, Martin R V, Brauer M, et al. Use of satellite observations for long-term exposure assessment of global concentrations of fine particulate matter. *Environmental Health Perspectives*, 2015, 123(2): 135–143
- [7] Lim S S, Vos T, Flaxman A D, et al. A comparative risk assessment of burden of disease and injury attributable to 67 risk factors and risk factor clusters in 21 regions, 1990–2010: a systematic analysis for the Global Burden of Disease Study 2010. *The Lancet*, 2012, 380: 2224–2260
- [8] Kousa A, Kukkonen J, Karppinen A, et al. A model for evaluating the population exposure to ambient air pollution in an urban area. *Atmospheric Environment*, 2002, 36(13): 2109–2119
- [9] Hystad P, Setton E, Cervantes A, et al. Creating national air pollution models for population exposure assessment in Canada. *Environmental Health Perspectives*, 2011, 119(8): 1123–1129
- [10] Zhong L, Louie P K K, Zheng J, et al. Science–policy interplay: air quality management in the Pearl River Delta region and Hong Kong. *Atmospheric Environment*, 2013, 76: 3–10
- [11] Freijer J I, Bloemen H, de Loos S, et al. AirPex: air pollution exposure model. Bilthoven, Netherlands: RIVM rapport 650010005, 1997
- [12] Hoek G, Brunekreef B, Goldbohm S. Association between mortality and indicators of traffic-related air pollution in the Netherlands: a cohort study. *Lancet*, 2002, 360: 1203–1209
- [13] Lin C, Li Y, Lau A K H, et al. Estimation of long-term population exposure to PM_{2.5} for dense urban areas using 1-km MODIS data. *Remote Sensing of Environment*, 2016, 179: 13–22
- [14] Wang S, Zhao Y, Chen G, et al. Assessment of population exposure to particulate matter pollution in Chongqing, China. *Environmental Pollution*, 2008, 153(1): 247–256
- [15] 伏晴艳, 阚海东. 城市大气污染健康危险度评价的方法, 第四讲: 大气污染的暴露评价, 第二节: 大气扩散模型及人口加权的大气污染暴露评价(续四). *环境与健康杂志*, 2004, 21(6): 414–416
- [16] 丁卉, 余志, 徐伟嘉, 等. 3 种区域空气质量空间插值方法对比研究. *安全与环境学报*, 2016, 16(3): 309–315
- [17] 卓莉, 陈晋, 史培军, 等. 基于夜间灯光数据的中国人口密度模拟. *地理学报*, 2005, 60(2): 266–276
- [18] Sutton P, Roberts D, Elvidge C, et al. A comparison of nighttime satellite imagery and population density for the continental United States. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 1997, 63(11): 1303–1313
- [19] Friedl M A, Sullamnashe D, Tan B, et al. MODIS Collection 5 global land cover: algorithm refinements and characterization of new datasets. *Remote Sensing of Environment*, 2010, 114(1): 168–182
- [20] Snyder J P. Map projections — a working manual (no. 1395). Washington, DC: USGPO, 1987
- [21] 黄杰, 闫庆武, 刘永伟. 基于 DMSP/OLS 与土地利用的江苏省人口数据空间化研究. *长江流域资源与环境*, 2015, 24(5): 735–741
- [22] Feng X, Li Q, Zhu Y, et al. Formation and dominant factors of haze pollution over Beijing and its peripheral areas in winter. *Atmospheric Pollution Research*, 2014, 5(3): 528–538
- [23] Zheng M, Salmon L G, Schauer J J, et al. Seasonal trends in PM_{2.5} source contributions in Beijing, China. *Atmospheric Environment*, 2005, 39(22): 3967–3976
- [24] 王嫣然, 张学霞, 赵静瑶, 等. 2013—2014 年北京地区 PM_{2.5} 时空分布规律及其与植被覆盖度关系的研究. *生态环境学报*, 2016, 25(1): 103–111
- [25] 徐敬, 丁国安, 颜鹏, 等. 北京地区 PM_{2.5} 的成分特征及来源分析. *应用气象学报*, 2007, 18(5): 645–654
- [26] 王占山, 李云婷, 陈添, 等. 2013 年北京市 PM_{2.5} 的时空分布. *地理学报*, 2015, 70(1): 110–120