引文格式：阚余辉. 适应曲线轮廓的机载点云建筑外轮廓提取算法[J]. 地理空间信息, 2024, 22(9): 52-56. doi:10. 3969/j.issn. 1672-4623.2024.09.011

适应曲线轮廓的机载点云建筑外轮廓提取算法

阚余辉[1]
（1. 中国铁路设计集团有限公司，天津 300251）

摘　要：针对最小边界矩形（MBR）算法可利用机载LiDAR点云提取正交建筑轮廓，但当建筑轮廓存在斜直线或曲线时该算法会出现锯齿形轮廓的问题，提出了一种可适应曲线的MBR（ACMBR）算法。在改进MBR（IMBR）算法的基础上引入边界点类型划分算法，再利用最小二乘法拟合斜直线轮廓以及限制端点位置的B-Spline拟合曲线轮廓。结果表明，ACMBR算法能保持建筑轮廓的正交性，且能够识别和拟合包含斜直线、曲线的建筑物轮廓，扩展了MBR类型算法的适用范围。对于斜直线和曲线建筑，ACMBR算法的距离均值和均方根误差均小于IMBR算法，提取的建筑轮廓精度也优于IMBR算法。

关键词：机载LiDAR点云；建筑轮廓；MBR；最小二乘；B-Spline
中图分类号：P231　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2024）09-0052-05

Adaptive Curve Building Contour Extraction Algorithm of Airborne Point Cloud

KAN Yuhui[1]
(1. China Railway Design Corporation, Tianjin 300251, China)

Abstract: The minimum bounding rectangle (MBR) algorithm can extract the orthogonal building contour based on airborne LiDAR point cloud. When there are oblique lines or curves in the building contour, MBR algorithm can only represent the building contour with sawtooth segments. In view of this, we proposed a new adaptive curve MBR (ACMBR) algorithm. Based on the improved MBR (IMBR) algorithm, we introduced the boundary point category division algorithm, and used the least square method to fit the oblique line contour and B-Spline limiting endpoint position to fit the curve contour. The results show that ACMBR algorithm can maintain the orthogonality of building contour, and correctly extract oblique line contour and curve contour, which extends the application scope of MBR algorithm. For oblique line contour and curve contour, the distance mean value and root mean square error of ACMBR algorithm are smaller than those of IMBR algorithm, and the accuracy of building contours extracted by ACMBR algorithm is better than that of IMBR algorithm.

Key words: airborne LiDAR point cloud, building contour, MBR, least square, B-Spline

LiDAR技术在智慧城市、基础测绘、资源调查等领域发挥着越来越重要的作用[1-3]。基于机载LiDAR点云数据的建筑轮廓自动提取是当前的研究热点，相关算法主要分为基于直线的提取算法、基于曲线的拟合算法和基于最小边界矩形（MBR）的算法3类。部分基于直线的提取算法需判断建筑的主方向，再根据主方向规则化建筑直线轮廓，如Wang R[4]等先通过形状筛选从地物边界点中识别出的建筑物边界点，再通过霍夫变换算法确定建筑的主方向，利用增强型霍夫变换算法、顺序链接技术提取闭合轮廓，最后利用长度、角度等对建筑轮廓进行规则化；闻平[5]等首先利用相邻点方位角阈值提取建筑轮廓的关键点，然后基于轮廓线长度加权方向对建筑轮廓进行规则化；郭亚栋[6]等利用根据轮廓线长度确定主方向的方法对简化后的轮廓线进行规则化。部分算法不进行建筑轮廓正交规则化，可提取非直角建筑轮廓，如Nie Y[7]等首先利用Delaunay三角网算法提取建筑边界点，再利用套筒算法提取建筑直线轮廓；朱依民[8]等直接利用Alpha-Shape算法提取建筑边界点并构建建筑轮廓，但未对建筑轮廓进行规则化；Widyaningrum E[9]等提出了一种改进的霍夫变换算法来提取建筑物轮廓，该算法引入有序排列的边界点进行辅助，能识别任意方向的建筑轮廓；Widyaningrum E[10]等还借助中轴变换（MAT）算法识别建筑边界点的角点，顺次连接角点获得建筑轮廓。基于曲线的拟合算法可提取包含曲线的建筑轮廓，如Lee J[11]等首先使用套筒算法对边界点进行分组，然后逐一判断每组边界点的类型，最后分类进行直线、曲线轮廓提取；赵小阳[12]等利用Douglas-Peuker提取建筑轮廓的特征点，再根据相邻边界线段的夹角变化识别圆弧状建筑轮廓；Chen X[13]

收稿日期：2023-04-11。
作者简介：阚余辉（1994—），硕士，助理工程师，研究方向为点云数据处理，E-mail：crdc_kyh@163.com。

等使用改进的三次B-Spline算法拟合建筑点云的三维曲线轮廓；Dos Santos R C[14]等提出了一种利用迭代CD-Spline拟合建筑物轮廓的算法，可自动选择最合适的多项式函数，适用于包含直线、曲线的复杂建筑轮廓提取。Chaudhuri D[15]等提出了MBR算法；Habib A F[16]等利用最小面积MBR算法对矩形建筑物的轮廓进行规则化，但在遇到更复杂矩形建筑时无法保证能获取最佳矩形；Kwak E[17]等使用矩形集合定义建筑轮廓，提出了使用递归MBR（RMBR）提取建筑轮廓的方法，该方法以边界点的重叠度作为MBR的确定准则，可使提取的建筑轮廓与边界点更精确地贴合，同时建筑轮廓的详细程度可通过调整距离阈值 T_d 来控制；Feng M[18]等基于RMBR算法提出了改进MBR（IMBR）算法，在提取被遮挡角或边的建筑物轮廓时，IMBR算法效果更好，提取的建筑轮廓更接近真实轮廓。保证轮廓的正交性是MBR类算法的优势。

综上所述，迭代CD-Spline算法能根据拟合残差自动确定曲线方程阶数，但无法保证直角建筑的正交性；MBR类算法能保证建筑轮廓的正交性，但无法正确提取斜直线、曲线轮廓。因此，本文在MBR类算法的基础上，先划分斜直线和曲线部分，再分别进行轮廓提取，在继承轮廓正交性的同时，扩展了MBR类算法的适用范围。

1　研究方法

本文提出了一种可适应曲线的MBR（ACMBR）算法。在IMBR算法[18]的基础上，首先引入边界点类型划分算法；再采用最小二乘法拟合斜直线轮廓，限制端点位置的B-Spline拟合曲线轮廓；最后对轮廓进行合并。ACMBR算法的具体流程为：①利用Alpha-Shape算法提取建筑点云的有序边界点集 $P=\{P_i\}$，P_i 为建筑点云的二维边界点；②采用边界点重叠度MBR确定建筑的初级轮廓 outline_0；③根据边界点类型划分算法，将 P 划分为平行点集集合 $\{PP\}$（点集的拟合直线平行于 outline_0 某条线段）、斜直线点集集合 $\{PO\}$ 和曲线点集集合 $\{PC\}$ 3类；④将 $\{PO\}$ 和 $\{PC\}$ 内的点视为被遮挡的边界点，使用IMBR算法提取建筑正交轮廓 $\text{outline}(PP)$；⑤利用最小二乘法提取 $\{PO\}$ 对应的建筑轮廓 $\{LS_i\}$，利用限制端点位置的B-Spline拟合方法提取 $\{PC\}$ 对应的建筑轮廓 $\{\text{Curve}_i\}$；⑥合并 $\text{outline}(PP)$、$\{LS_i\}$、$\{\text{Curve}_i\}$，获得建筑轮廓 outline。

ACMBR算法针对正交轮廓、斜直线轮廓、曲线轮廓采用不同的拟合方法，能提高轮廓类型的正确性。利用限制端点位置的B-Spline算法拟合曲线轮廓，可保证曲线轮廓与建筑正交轮廓相交。ACMBR算法解决了IMBR算法提取斜直线和曲线建筑轮廓时会出现锯齿形正交线段的问题，同时保证了直角轮廓的正交性。

1.1　边界点类型划分算法

边界点类型划分算法的具体步骤为：①以 outline_0 的左下角顶点为原点，以经过原点的两条正交 outline_0 线段为坐标轴，构建直角坐标系 UV；②以未被遍历的边界点为起点创建临时点集 P_{temp}，并开始向两侧生长，直至 P_i 到U-axis的距离与 P_{temp} 到U-axis的距离均值的差值大于误差阈值 T_w 为止（T_w 由点云的点间距和平面精度确定，本文取值为0.5 m），若 P_{temp} 内的边界点数量大于设定阈值（本文设置为5），则将 P_{temp} 作为子集加入 $\{PP\}$，重复该步骤并遍历 P 内所有点；③将U-axis替换为V-axis，重复步骤②，得到平行点集集合 $\{PP\}$，未知类型的点集集合 $\{PU\}$；④使用最小二乘法对 PU_i 进行直线拟合，得到拟合误差 e_{Line}，若 $e_{\text{Line}} \leqslant T_w$ 则 PU_i 为斜直线点集，反之，采用B-Spline拟合法对 PU_i 进行曲线拟合，得到拟合误差 e_{BSpline}，若 $e_{\text{BSpline}} \leqslant T_w$ 则 PU_i 为曲线点集，若 e_{Line} 和 e_{BSpline} 均大于 T_w，则利用RANSAC直线拟合算法对 PU_i 进行斜直线拆分；⑤重复步骤④，遍历完 $\{PU\}$ 内的所有子集。

1.2　限制端点位置的B-Spline拟合方法

对曲线点 $PC=\{PC_0, PC_1, \cdots, PC_n\}$ 进行B-Spline拟合，得到的B-Spline的起点、终点一定在 PC_0、PC_n 附近。曲线点集的 PC_0 和 PC_n 到正交轮廓 $\text{outline}(PP)$ 的距离均大于 T_d，因此B-Spline与 $\text{outline}(PP)$ 不会相交（图1a）。设曲线点集 PC 的起点 PC_0 和终点 PC_n 在 $\text{outline}(PP)$ 中对应的边是 $\text{side}(PC_0)$ 和 $\text{side}(PC_n)$。为了使拟合的B-Spline与 $\text{side}(PC_0)$ 和 $\text{side}(PC_n)$ 相交，可令B-Spline的起点、终点分别位于 $\text{side}(PC_0)$、$\text{side}(PC_n)$ 上。由于B-Spline可以使起点、终点分别与首控制点、尾控制点重合，因此可通过设置首、尾控制点位于 $\text{side}(PC_0)$、$\text{side}(PC_n)$ 上的限制条件使得B-Spline与 $\text{outline}(PP)$ 相交。其条件方程为：

$$\begin{bmatrix} \frac{a_1}{\sqrt{a_1^2+b_1^2}} & \frac{b_1}{\sqrt{a_1^2+b_1^2}} & \cdots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \cdots & \frac{a_2}{\sqrt{a_2^2+b_2^2}} & \frac{b_2}{\sqrt{a_2^2+b_2^2}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{X}_0 \\ \hat{Y}_0 \\ \vdots \\ \hat{X}_n \\ \hat{Y}_n \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{a_1X_0^0+b_1Y_0^0+c_1}{\sqrt{a_1^2+b_1^2}} \\ \frac{a_2X_n^0+b_2Y_n^0+c_2}{\sqrt{a_2^2+b_2^2}} \end{bmatrix} = 0$$

式中，a_1、b_1、c_1为线段 side(PC_0)的直线方程参数；a_2、b_2、c_2为线段 side(PC_n)的直线方程参数；$\hat{X}_0$、$\hat{Y}_0$、$\hat{X}_n$、$\hat{Y}_n$为B-Spline控制点的坐标改正量；X_0^0、Y_0^0、X_n^0、Y_n^0为B-Spline控制点的概略坐标。

添加限制条件后，B-Spline的首、尾控制点位于线段 side(PC_0)、side(PC_n)上。B-Spline的起点、终点分别与首、尾控制点重合，因此B-Spline与outline(PP)相交（图1b）。

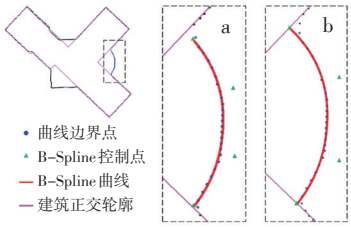


图1　限制端点位置的B-Spline算法

2　实验与结果分析

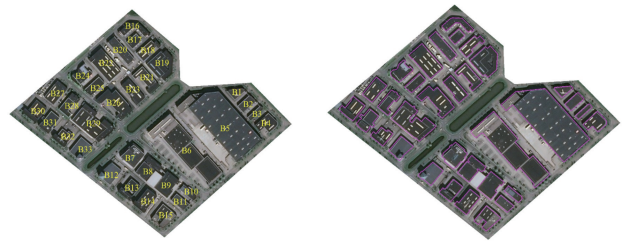
为评估ACMBR算法提取建筑轮廓的正确性和精度，本文使用点云数据进行应用实验，并与IMBR算法进行对比。假设采用1∶2 000的比例尺精度，即建筑物轮廓线最短为1.0 m，相应的距离阈值设置为1.0 m。建筑轮廓精度统计采用距离均值（$\bar{d}$）和均方根误差（RMSE）两个指标，$\bar{d}$越小，表示边界点与轮廓越近；RMSE越小，则表示各边界点到轮廓的距离差异越小。

2.1　实验数据

实验数据位于荷兰的Utrecht，属于荷兰的AHN3点云数据集，点密度约为10 pts/m^2，平面坐标的系统误差为8 cm，随机误差为5 cm；高程的系统误差为5 cm，随机误差为5 cm。点云数据中共有33栋建筑，包括16栋直角建筑、13栋斜直线建筑、4栋曲线建筑。数据包含了常见的3种建筑类型，可用来验证ACMBR算法和IMBR算法的建筑轮廓提取效果。

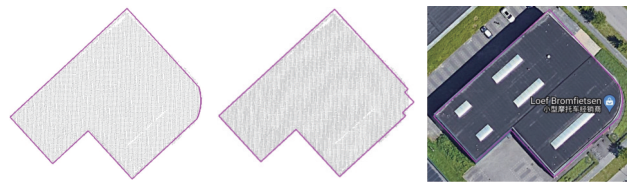
2.2　建筑轮廓提取结果

ACMBR算法提取的建筑轮廓见图2。ACMBR算法能正确提取曲线轮廓（图3a）和斜直线轮廓（图4a），而IMBR算法提取这类建筑轮廓时，只能以锯齿形轮廓代替（图3b、图4b）。建筑B24包含1条复杂的曲线线段（图5），ACMBR算法将曲线线段拆分成了2段正交轮廓线段（图5a中的side$_7$和side$_8$）、2段斜直线线段（图5a中的LS_0和LS_1）和1段曲线线段（图5a中的Curve$_0$）。与实际轮廓对比，ACMBR算法提取的轮廓类型存在错误，但轮廓线段与建筑点云吻合；而IMBR算法完全不能拟合曲线轮廓，而是以密集的锯齿轮廓代替曲线轮廓（图5b）。



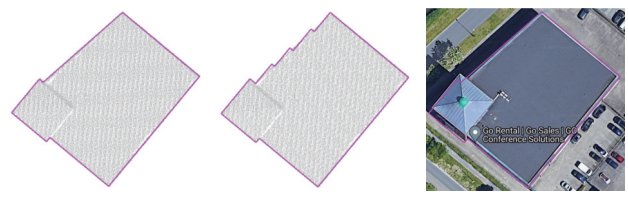
a 实验区域　　b ACMBR算法提取的建筑轮廓

图2　建筑轮廓提取结果



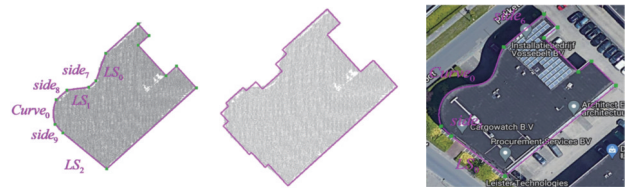
a ACMBR　　b IMBR　　c 真实轮廓

图3　B4建筑轮廓



a ACMBR　　b IMBR　　c 真实轮廓

图4　B12建筑轮廓



a ACMBR　　b IMBR　　c 真实轮廓

图5　B24建筑轮廓

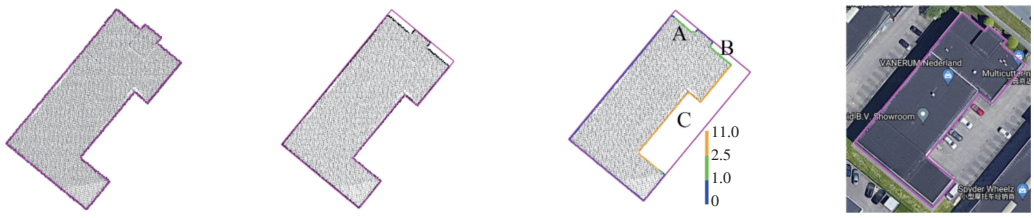
2.3　T_d对建筑轮廓的影响

通过调节T_d值可改变建筑轮廓的精细程度。在1∶2 000、1∶5 000比例尺下，建筑轮廓最小长度分别为1.0 m、2.5 m，将其设置为T_d，提取B12的建筑轮廓。建筑B12存在两条约为2.0 m的直线线段，若

T_d =1.0 m则可正确提取（图6a）；若 T_d =2.5 m，由于边界点（图6c中区域A和区域B的边界点）到首级建筑轮廓的距离均小于 T_d ，不进行迭代计算，该区域长2.0 m的短直线段轮廓被简化（图6b）。当建筑轮廓中存在直角短边时，若直角短边上的边界点数量大于设定的阈值，则边界点类型划分算法能将其正确识别为平行边界点，也就可以正确提取直角短边轮廓（图6a）；而若建筑轮廓存在连续的直角短边，且每条直角短边的边界点数量均小于设定的阈值，算法则会误判这些直角短边边界点为斜直线点或曲线点，从而得到错误的建筑轮廓。这种拟合错误可利用高密度点云来避免。

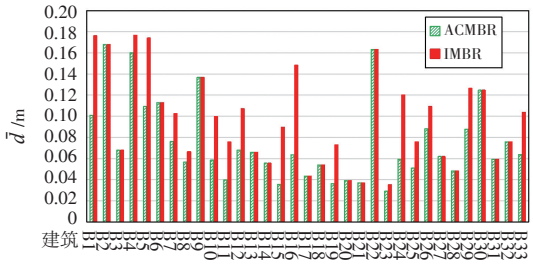
2.4　轮廓精度分析

为了分析算法提取的建筑轮廓精度，本文计算了单栋建筑边界点到建筑轮廓的 $\bar{d}$ 和RMSE（图7）。当建筑为直角建筑（如B2）时，ACMBR算法提取的建筑轮廓的 $\bar{d}$ 和RMSE与IMBR算法一致，说明对于直角建筑，两种算法提取的建筑轮廓精度一致；当建筑为斜直线建筑（如B4）或曲线建筑（如B12）时，ACMBR算法提取的建筑轮廓的 $\bar{d}$ 和RMSE均小于IMBR算法，说明对于斜直线建筑和曲线建筑ACMBR算法提取的建筑轮廓精度更高。

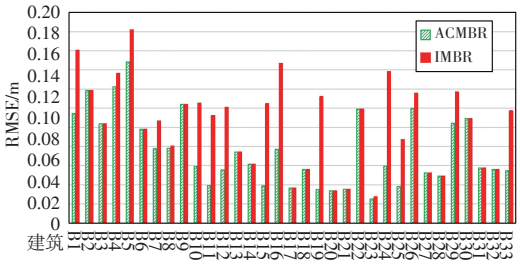


a 1∶2 000 T_d =1.0 m　　b 1∶5 000 T_d =2.5 m　　c 边界点到初级轮廓的距离　　d 真实轮廓

图6　T_d 对建筑轮廓的影响



a 建筑轮廓的 $\bar{d}$



b 建筑轮廓的RMSE

图7　建筑轮廓精度对比

3　结　语

本文基于IMBR算法，引入边界点类型划分和分类拟合策略，提出了一种新的适应曲线的建筑轮廓提取方法——ACMBR算法。实验结果表明，该算法继承了MBR类算法能保证直角轮廓正交性的优势；并扩展了MBR类算法的适用范围。当建筑物存在斜直线或曲线轮廓时，ACMBR算法不会出现锯齿形的错误轮廓，精度优于IMBR算法。ACMBR属于MBR类算法，若建筑轮廓中包含复杂曲线或完全不包含直角轮廓，则不能正确提取，需要进一步改进。

参考文献

[1] 杨必胜，梁福逊，黄荣刚. 三维激光扫描点云数据处理研究进展、挑战与趋势[J]. 测绘学报，2017，46(10): 1 509-1 516

[2] 李轶波，李文山. 机载LiDAR在林地面积调查中的工程应用[J]. 地理空间信息，2023，21(1):131-134

[3] 李开伟，刘锟铭，郭加伟. 机载LiDAR点云数据建筑物提取方法适应性研究[J]. 地理空间信息，2018，16(7):19-22

[4] Wang R，Hu Y，Wu H，et al. Automatic Extraction of Building Boundaries Using Aerial LiDAR Data[J]. Journal of Applied Remote Sensing，2016，10(1):1-20

[5] 闻平，赵飞，吴小东，等. 利用原始激光雷达点云数据提取渐进式建筑物轮廓线[J]. 测绘通报，2020(9):80-84

[6] 郭亚栋，王贤昆，宿殿鹏，等. 基于方向预测规则化的机载激光雷达建筑物正交轮廓线提取[J]. 激光与光电子学进展，2020，57(6): 320-328

[7] Nie Y，Cheng Y，Qiu L，et al. An Algorithm of LiDAR Building Outline Extraction by Delaunay Triangle[C]//8th International Conference on Digital Image Processing，Chengdu，2016

[8] 朱依民，田林亚，毕继鑫，等. 基于机载LiDAR数据的建筑物轮廓提取[J]. 测绘通报，2019(12):65-70

[9] Widyaningrum E，Gorte B，Lindenbergh R C. Automatic Building Outline Extraction from ALS Point Clouds by Ordered Points Aided Hough Transform[J]. Remote Sensing，2019，11(14):1 727-1 755

[10] Widyaningrum E, Peters R Y, Lindenbergh R C. Building Outline Extraction from ALS Point Clouds Using Medial Axis Transform Descriptors[J]. Pattern Recognition, 2020, 106:107 447-107 461

[11] Lee J, Han S, Byun Y, et al. Extraction and Regularization of Various Building Boundaries with Complex Shapes Utilizing Distribution Characteristics of Airborne LiDAR Points[J]. ETRI Journal, 2011, 33(4):547-557

[12] 赵小阳,孙颖. 基于LiDAR点云的建筑物边界提取及规则化[J]. 地理空间信息,2016,14(7):88-90

[13] Chen X, Yu K. Feature Line Generation and Regularization from Point Clouds[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2019, 57(12):9 779-9 790

[14] Dos Santos R C, Galo M, Habib A F. Regularization of Building Roof Boundaries from Airborne LiDAR Data Using an Iterative CD-Spline[J]. Remote Sensing, 2020, 12(12):1 904-1 924

[15] Chaudhuri D, Samal A. A Simple Method for Fitting of Bounding Rectangle to Closed Regions[J]. Pattern Recognition, 2007, 40(7):1 981-1 989

[16] Habib A F, Kwak E, Al-Durgham M. Model-based Automatic 3D Building Model Generation by Integrating LiDAR and Aerial Images[J]. Archives of Photogrammetry, Cartography and Remote Sensing, 2011, 22:187-200

[17] Kwak E, Habib A F. Automatic Representation and Reconstruction of DBM from LiDAR Data Using Recursive Minimum Bounding Rectangle[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2014, 93:171-191

[18] Feng M, Zhang T, Li S, et al. An Improved Minimum Bounding Rectangle Algorithm for Regularized Building Boundary Extraction from Aerial LiDAR Point Clouds with Partial Occlusions[J]. International Journal of Remote Sensing, 2020, 41(1):300-319

（上接第51页）

颈，面向规划实践形成有效可靠的、可操作的、可推广的规划工具集是当前阶段城市健康发展的关键。本文主要做了两方面工作：①对比分析了$PM_{2.5}$污染暴露水平的时空特征；②基于污染暴露水平对环境公正性进行了验证和探索性分析。其贡献在于利用多源数据和数理方法对健康城市规划实践的具体技术方法进行了实证研究，对健康城市相关研究课题和实践项目的技术框架进行了有效补充和完善。

实验证明，基于手机定位数据重构的轨迹评估$PM_{2.5}$污染暴露水平能减轻地理环境不确定问题带来的影响，但实现精准测量仍有差距。未来可将具有更高时空分辨率的人体运动数据和更准确的轨迹重构算法应用于该领域，以提高个体暴露估计的性能。污染暴露环境公正性研究中仍缺乏对现象形成机制或影响因子的探究分析，未来可考虑增加年龄、收入、学历等个体属性，深入剖析多种社会属性制约下个体暴露水平的影响机制，按照“现象—规律—机制”的研究范式，结合各地实际情况进一步聚焦更加成熟、完善和适应性更强的面向健康城市规划实践应用的技术方法。

参考文献

[1] 陈曦,冯建喜,Pnina P. 基于暴露视角的城市健康空间公平性研究:以南京为例[J]. 城乡规划,2018(3):27-33

[2] 戴劭勍,李佳佳,杨维旭,等. 春节期间的$PM_{2.5}$污染短期暴露健康效应评估:以长三角地区25个城市为例[J]. 上海城市规划,2020(5):22-29

[3] Chen L, Shi M S, Gao S, et al. Assessment of Population Exposure to $PM_{2.5}$ for Mortality in China and Its Public Health Benefit Based on BenMAP[J]. Environmental Pollution, 2017, 221(2):311-317

[4] 沈静,周楚平. 国外环境公正研究综述[J]. 热带地理,2019,39(2):298-308

[5] Cutter S L. Race, Class and Environmental Justice[J]. Progress in Human Geography, 1995, 19(1):111-122

[6] 闫苗苗,韦原原,邓学锋,等. 郑州绿地公园分布及可达性研究[J]. 地理空间信息,2023,21(4):46-49

[7] 廖林渲,陈静. 河南省$PM_{2.5}$暴露人口时空特征及影响因素研究[J]. 福建师范大学学报(自然科学版),2022,38(1):59-68

[8] 方琪,王山东,于大超,等. 基于出租车轨迹的居民出行特征分析[J]. 地理空间信息,2019,17(5):128-130

[9] 江翠云,吴然,方杰. 大规模空间轨迹数据管理方法研究[J]. 地理空间信息,2021,19(6):35-38

[10] 申庆喜,李诚固,胡述聚. 长春市居住与工业空间演进的耦合性测度及影响因素[J]. 人文地理,2017,32(1):62-67