引文格式：曾玉华,汪含秋. 多算法协同下LiDAR构建的水域DEM噪声修复方法[J]. 地理空间信息, 2026, 24(3): 108-111. doi:10. 3969/j.issn. 1672-4623.2026.03.022

多算法协同下LiDAR构建的水域DEM噪声修复方法

曾玉华，汪含秋*
（福建省测绘院，福建 福州 350001）

摘　要：DEM作为实景三维地理场景的基底数据是实景三维中国建设的重要成果之一。针对传统LiDAR构建DEM时水体区域数据缺失引发的噪声问题，提出了一种多算法协同下LiDAR构建的水域DEM噪声修复方法。首先通过数据降维与显著离群值剔除策略，显著增强算法对海量工程数据的适应性；然后基于横截面逻辑分割与全局高程分布单调性约束机制，彻底消除水系逆流异常；最后通过截面间插值算法实现噪声修复。实验结果表明，该方法的水域DEM生产效率比人工方法提升了87.5%，成果精度达到指标要求。目前该方法已被成功应用于福建省实景三维建设，支撑大规模水域DEM自动化生产，助力实景三维中国建设。

关键词：LiDAR；DEM；水域噪声修复；实景三维
中图分类号：P231　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2026）03-0108-04

Multi-algorithm Collaborative Denoising Method for Water Area DEM Built by LiDAR Data

ZENG Yuhua, WANG Hanqiu
(Fujian Surveying and Mapping Institute, Fuzhou 350001, China)

Abstract: As foundational data for 3D real scene geographical scenes, DEM is one of the important achievements in the construction of 3D real scene in China. Aiming at the noise problem caused by data loss in water areas during traditional DEM building method using LiDAR data, we proposed a multi-algorithm collaborative denoising method for water area DEM built by LiDAR data. Firstly, we used a data dimensionality reduction and significant outlier removal strategy to significantly enhance the algorithm's adaptability to massive engineering data. Then, we completely eliminated the abnormal countercurrent of water through a cross-sectional logical segmentation and a global elevation distribution monotonicity constraint mechanism. Finally, we used an intersectional interpolation algorithm to correct noise. The experiment results show that the production efficiency of water area DEM by this method is 87.5% higher than that of manual work, and the accuracy of results meets the index requirements. This method has been successfully applied to 3D real scene construction in Fujian Province, supporting the automated production of large-scale water area DEM and contributing to the construction of 3D real scene in China.

Key words: LiDAR, DEM, water area denoising, 3D real scene

随着实景三维中国建设的推进，空间地理数据的支撑作用愈发关键。数字高程模型（DEM）作为实景三维地理场景的基底数据，是实景三维中国建设项目的重要成果之一。基于激光雷达（LiDAR）点云[1-2]的方法因具备高精度、高密度的三维数据采集能力，成为当前大规模构建DEM的重要技术手段[3]。然而，水域[4]因激光束透射性强、反射信号弱，导致点云数据严重缺失，进而引发DEM建模中的结构性噪声[5]。该类噪声在河道、湖泊等区域表现为高程值突变或逻辑异常（如逆流水系），直接制约实景三维建设项目的生产进度。

动态水域DEM（以下简称水域DEM）噪声处理主要依赖人工，如分段采集特征线并连接。该方法存在两大瓶颈：①人工处理效率低下，单条长段河流耗时可达数小时；②主观误差难以避免，特征线拓扑错误可能导致水系连通性异常。现有研究还提出了插值优化[6-7]、河道重构[8-11]和分块赋值[12]等处理方法，能有效改善水域噪声，但仍存在一些局限：①对复杂地形适应性不足，拟合方法不能很好还原高程趋势，易产生伪地形；②依赖预设规则（如分块处理方法需人工确保全局高程分布的单调性），易忽略局部水系逆流区域；③难以适应海量数据的生产需要，无法兼顾质

项目来源：福建省自然资源科技创新资助项目（KY-100000-04-2024-018）。
第一作者简介：曾玉华（1992—），硕士，工程师，主要从事自然资源调查及摄影测量工作，E-mail：243449842@qq.com。
通信作者：汪含秋（1996—），硕士，工程师，主要从事遥感数据处理与开发工作，E-mail：353928852@qq.com。

量与效率。针对上述问题，本文提出了一种多算法协同下 LiDAR 构建的水域 DEM 噪声修复方法。其优势在于能极大保留原始水域高程分布的趋势，消除水域 DEM 噪声并避免水系逆流等逻辑错误，同时兼顾图像处理效率以满足复杂地形下海量水域 DEM 高效高精度生产需求。

1　多算法协同下水域 DEM 噪声修复方法

基于 LiDAR 生产的原始水域 DEM 和中心线矢量数据，利用多种算法分阶段实现噪声修复：首先通过数据降维与显著离群值剔除降低运算成本、增强工程适应性；然后通过仿射变换完成矢量坐标与栅格索引的配准；再采用像素分割法划分横截面，利用贪心算法约束高程单调分布；最后通过自然邻点插值升维还原三维 DEM。

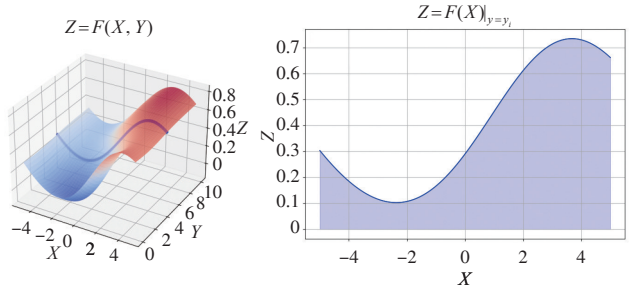
1.1　数据降维

对于三维曲面表征的水域 DEM 三维形态，通过沿纵坐标积分覆盖全水域，实现数据轻量化表达，即

$$Z=\int_{i=1}^{m}\int_{j=1}^{n}F(x_i,y_j)\,\mathrm{d}x\mathrm{d}y \tag{1}$$

式中，m、n 为水域像素矩阵规模。

沿水域纵坐标定义域持续积分，横截面与水域曲面相交直至覆盖整个曲面，这些横截面高程分布特征能近似反映三维水域整体特征（图 1）。



a 水域三维曲面　　b 降维后横截面高程分布

图 1　降维示意图

将水域 DEM 的海量栅格数据转化为轻量化表达，为构建满足生产型大量级水域 DEM 处理方案奠定数据基础。若 DEM 规模为 $m\times n$，划定 k 个横截面，则三维建模的存储量为 $3m\times n$，降维后为 $k\times n$，其实际复杂度降低 $\dfrac{3m\times n-k\times n}{3m\times n}$。

1.2　图像异常值均值滤波

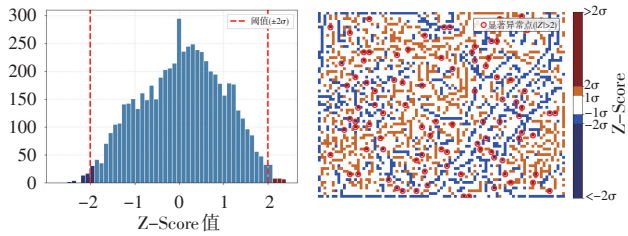
为降低异常值对算法拟合的影响，本文采用基于 Z-Score 的局部邻域统计方法。通过在 3×3 矩阵像素窗口内计算高程值的 Z 统计量，识别偏离局部均值超过两倍标准差的异常点，再结合均值滤波实现噪声剔除。该方法能优化原始高程分布，保留地形边缘特征，提高后续算法精度。

$$\text{Z}-\text{Score}_{i,j}=\frac{Z(i,j)-\mu_{i,j}}{\sigma_{i,j}} \tag{2}$$

$$\mu_{i,j}=\frac{1}{9}\sum_{k=-1}^{1}\sum_{l=-1}^{1}Z(i+k,j+l) \tag{3}$$

$$\sigma_{i,j}=\sqrt{\frac{1}{8}\sum_{k=-1}^{1}\sum_{l=-1}^{1}\left(Z(i+k,j+l)-\mu_{i,j}\right)^2} \tag{4}$$

式中，$Z(i,j)$ 为图像矩阵的高程值；$\mu_{i,j}$ 为窗口内的局部均值；$\sigma_{i,j}$ 为局部样本标准差；Z-Score 衡量了当前像素与局部邻域的高程偏差程度，绝对值超过设定阈值时判定为异常值（图 2）。



a 统计值分布　　b 统计值热力图

图 2　异常值筛查

1.3　中心线地理坐标仿射变换

高精度水域 DEM 生产要求水岸取值非常精准，本文以栅格图像矩阵行列索引为基准，将中心线矢量坐标映射至行列索引矩阵中，使河流中心线地理坐标与栅格矩阵严格对齐；再将节点位置以矩阵行列索引方式存储，即

$$\begin{bmatrix}C_N\\R_N\\1\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}a&b&t_x\\c&d&t_y\\0&0&1\end{bmatrix}\begin{bmatrix}X_N\\Y_N\\1\end{bmatrix} \tag{5}$$

$$a=-\frac{\cos\theta}{m},\ b=-\frac{\sin\theta}{m},\ c=\frac{\sin\theta}{m},\ d=\frac{\cos\theta}{m} \tag{6}$$

$$t_x=-\frac{X_0}{m},\quad t_y=\frac{Y_0}{m}+R_{\max} \tag{7}$$

式中，a、b、c、d 为旋转与缩放参数，由 DEM 格网分辨率 m 和地理坐标系与像素矩阵坐标系间的旋转角度 θ 决定；t_x、t_y 为平移参数，由图像左下角地理坐标 (X_0,Y_0) 确定；$R_{\max}$ 为图像矩阵的总行数，确保 $R_N\in[1,R_{\max}]$；(X_N,Y_N) 为中心线矢量上某一节点 N 的地理坐标信息，仿射变换后对应于图像矩阵第 R_N 行、第 C_N 列。

1.4　划分横截面

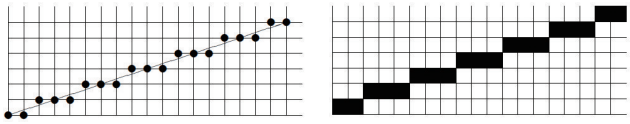
沿仿射变换后的中心线节点索引位置划分河流横截面，计算横截面平面方程的斜率与截距。平面方程在坐标系中表现为一条直线，但由像素组成，本质是一个个栅格。本文采用 Bresenham 算法计算每个横截面参数方程的像素路径（图 3）。

$$s_x=\ \mathrm{sgn}(\Delta x)\left|\frac{m}{\sqrt{1+k^2}}\right|,\ |k|\leqslant 1 \tag{8}$$

$$s_x = \operatorname{sgn}(\Delta x)\left\lfloor \frac{m|k|}{\sqrt{1+k^2}} \right\rfloor, \quad |k|>1 \tag{9}$$

$$s_y = k \times s_x \tag{10}$$

式中，sgn为符号函数，确保步长方向正确；Δx为横截面起点与终点间的横坐标增量；s_x、s_y为横向步长和纵向步长，且满足整数约束。



a 算法分割示意　　b 截取的像素点

图3 Bresenham算法像素分割示意图

1.5 横截面间高程分布局部最优

损失函数为高程差异与极值点数量的加权组合，即

$$\mathcal{L} = \alpha \sum_{i=1}^{n} (z_i - \hat{z}_i)^2 + \beta \times N_{\text{extrema}} \tag{11}$$

式中，z_i为当前截面的高程值；$\tilde{z}_i$为修正后高程值；N_{extrema}为截面中剩余极值点数量；α、β为权重，通过网格搜索法确定。

每次迭代贪心算法优先消除局部极值点（替换为相邻均值），使得N_{extrema}严格递减。由于极值点数量有限，算法在$O(N)$步内必然收敛至$N_{\text{extrema}}=0$。

1.6 升维还原三维空间

横截面划分将三维水域降维为二维截面，但插值时需还原为三维空间。贪心优化确定了横截面位置的有效数据值，但相邻横截面间高程数据缺失。为获得完整且连续的图像数据，本文采用自然邻点插值算法[13]填充这些缺失值。对于图像矩阵中任意一个缺失值点，其插值结果的计算公式为：

$$I_{\text{interp}}(i,k) = \frac{\sum_{l=1}^{Q} w_l v_l}{\sum_{l=1}^{Q} w_l} \tag{12}$$

式中，w_l、v_l分别为第l个自然邻域点的权重和有效数据值；Q为自然邻域点数量。

该方法能基于已知横截面位置信息，通过构建Voronoi图确定每个缺失值点的自然邻域，再通过邻域点的数据值和相应权重来估计缺失值，从而填充整个图像矩阵，生成连续且平滑的DEM。

2 实验过程与结果

2.1 实验设计

1）数据来源与预处理。实验数据采用福建省宁德测区优于1点/m²的LiDAR点云数据（2024年实景三维福建建设专项）。宁德市的陆地面积为1.34万km²，海域面积为4.46万km²。实验区域覆盖多类型流动水域地貌单元，具备显著的地形空间异质性，从中选择10组数据作为实验对象，包括缓流段、急流段、堤坝突变段等典型区域。首先基于LiDAR点云数据提取高精度的流动水域边界范围和中心线，制作2 m格网的原始水域DEM，并建立中心线与原始水域DEM的身份映射关系；再赋予同一空间实体编码，并利用上述数据降维方法提取数据降维后的相关参数。

2）实验过程与参数配置。在异常值滤波模块，对比了均值滤波与高斯滤波性能，对于6 278×6 278规模的DEM矩阵，均值滤波在CPU（i7-6700）、GPU（NVIDIA-RTX-A2000）的耗时分别为10.4、2.1 s，高斯滤波在CPU、GPU上的耗时分别为13.8、2.5 s，可见二者在GPU上的处理时间明显短于CPU，但均值滤波边缘保留更优。阈值对比实验表明，两倍标准差阈值在噪声识别率与边缘误判率之间取得最佳平衡。因此，实验采用GPU加速图像处理，利用均值滤波（窗口3×3）剔除图像高程显著离群值。贪心算法的参数优化通过网格搜索法实现，当损失函数高程权重α=0.7，极值点权重β=0.3时能在较少迭代次数后收敛至极值点残留率低于1%，该参数配置能有效消除水系逆流等逻辑错误，保证高程拟合符合水文过程的物理约束。

3）评价指标。实验采用峰值信噪比（PSNR）[14]、结构相似性（SSIM）[15]和均方误差（MSE）构建评价体系，从不同维度全面衡量本文方法处理的图像与人工处理通过验收的图像的差异程度。

$$\text{PSNR} = 10\log_{10}\left(\frac{\text{MaxElev}^2}{\text{MSE}}\right) \tag{13}$$

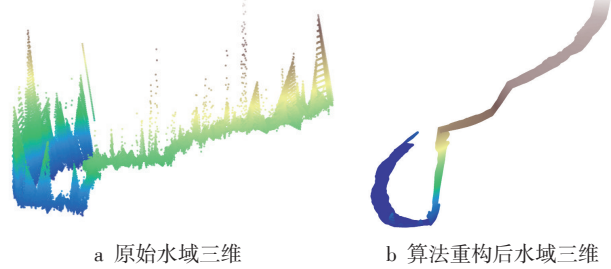
$$\text{MSE} = \frac{1}{m \times n}\sum_{i=0}^{m-1}\sum_{j=0}^{n-1}|I(i,j)-K(i,j)|^2 \tag{14}$$

$$\text{SSIM}(I,K) = \frac{(2\mu_I\mu_K + C_1)(2\sigma_{IK} + C_2)}{(\mu_I^2 + \mu_K^2 + C_1)(\sigma_I^2 + \sigma_K^2 + C_2)} \tag{15}$$

式中，MaxElev为图像最大高程值；μ、σ、C分别为亮度、对比度和稳定常数；I、K分别为对照组和实验组图像；m、n为图像行列数。

2.2 实验结果与分析

1）重构DEM的三维效果与效率分析。实验表明，本文方法重构的水域DEM能确保高程分布光滑自



a 原始水域三维　　b 算法重构后水域三维

图4 水域高程分布重构前后对比图

然且满足设计要求的自上而下平稳过渡（图4），消除了水系逆流错误。同时，基于100组样本数据（约地市级测区规模）的测试表明，本文方法自动建模效率比传统人工处理方法提升了87.5%，充分彰显了该方法在大规模数据处理中的工程优势。

2）精度评价。为定量评估本文方法的水域DEM修复精度，选取10个典型区域，对比本文方法处理的图像与对应的历史验收成果，结果见图5、表1，末尾标注1的图像为本文方法处理的实验组，标注2的图像为历史验收成果的对照组，Group_A、Group_G分别代表高质量组与低质量组的典型效果，可以看出，高质量组（PSNR>55 dB、SSIM>0.99、MSE<0.02）与验证通过的人工处理结果高度一致；在低质量组中（PSNR<50 dB），因算法重视平滑高程分布，而实际生产中受地形突变影响（航飞时间戳、坝体等），在高差大的地方需增加过渡，总体而言，本文方法处理后的图像均满足精度要求。

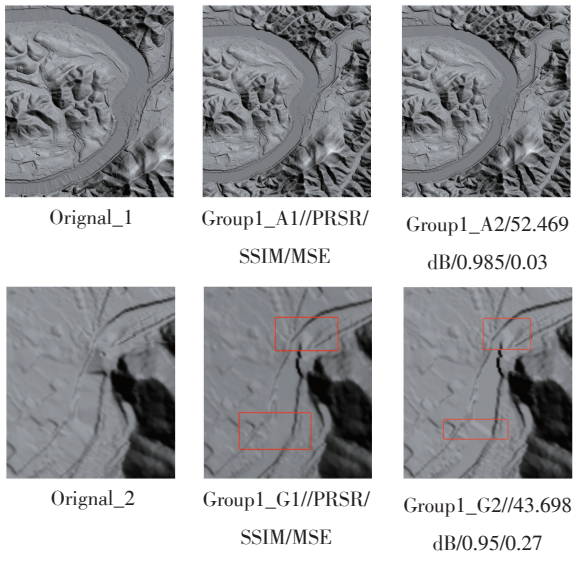


图5　误差指标评价

表1　本文方法与人工处理验证后的图像的精度值对比

组序	PSNR/dB	SSIM	MSE
Group_A	52.469	0.985	0.036
Group_B	51.765	0.983	0.042
Group_C	48.548	0.975	0.089
Group_D	52.154	0.984	0.038
Group_E	51.654	0.982	0.043
Group_F	45.147	0.960	0.195
Group_G	43.698	0.950	0.270
Group_H	56.657	0.992	0.014
Group_I	51.859	0.983	0.041
Group_J	55.243	0.990	0.019

3　结　语

本文针对复杂水域DEM的高效建模需求，提出了一种多算法协同下LiDAR构建的水域DEM噪声修复方法。该方法可在消除水域DEM噪声的同时避免水系逆流等逻辑错误，有效保留了原始高程分布趋势，实现了光滑连续水域表面的高保真模拟。数据降维等优化策略显著提升了计算效率，支持高效批量生成满足省级实景三维建设精度的水域DEM。结果表明，该算法建模效果达到指标要求。目前，基于该方法研发的水域DEM建模软件已成功应用于福建省实景三维建设（2023—2025）中，水域DEM制作效率提升87.5%，缩短了项目周期，有力促进了实景三维中国建设。未来，将结合深度学习和预训练的遥感图像视觉分割大模型，融合影像光谱特征实现水域范围智能高精度提取，进一步提升水域DEM自动化建模水平，持续助力实景三维中国建设。

参考文献

[1] 赖旭东，李咏旭，陈佩奇，等. 机载激光雷达技术现状及展望[J]. 地理空间信息，2017，15(8):1-4

[2] 赵桂华，邹晓亮，郭丽. 机载LiDAR点云数据自动生成DEM的方法与精度评价[J]. 地理空间信息，2017，15(9):9-12

[3] Hui Z，Jin S，Cheng P，et al. An Active Learning Method for DEM Extraction from Airborne LiDAR Point Clouds[J]. IEEE Access，2019，7:89366-89378

[4] 戴腾，王金龙，周锋，等. 基于LiDAR数据的水域边界提取方法探讨[J]. 地理空间信息，2022，20(4):87-90

[5] 许家录. 基于机载LiDAR数据获取高精度DEM的关键技术探讨[J]. 地理空间信息，2022，20(11):5-8

[6] 梁静，陈会明，常文蝶. 面向机载LiDAR点云数据的双线河水体DEM构建方法[J]. 北京测绘，2023，37(3):454-459

[7] 贝祎轩，陈传法，王鑫，等. 机载LiDAR点云密度和插值方法对DEM及地表粗糙度精度影响分析[J]. 地球信息科学学报，2023，25(2):265-276

[8] 高照根，高璐，杨晓烨. 机载LiDAR河流高程拟合算法[J]. 北京测绘，2023，37(6):881-884

[9] 马勇勇. 面向水动力模拟的河道地形重构及多分辨率数据融合方法研究[D]. 西安:西安理工大学，2023

[10] 张龙其，杜帅，熊旭平，等. 多源数据城区精细DEM建模方法[J]. 测绘通报，2023(6):124-128

[11] 黄亮，何建清. 一种利用机载激光点云的河流横纵断面自动提取方法[J]. 测绘地理信息，2021，46(3):127-129

[12] 王峰，刘平芝，徐道柱. 基于高差分块的河流区域DEM自动赋值方法[J]. 测绘科学技术学报，2015，32(3):321-325

[13] 冯波，陈明涛，岳冬冬，等. 基于两种插值算法的三维地质建模对比[J]. 吉林大学学报(地球科学版)，2019，49(4):1200-1208

[14] 王乐，牛雪峰，魏斌，等. 遥感影像融合质量评价方法研究[J]. 测绘通报，2015(2):77-79

[15] 欧建荣，熊孝天，钱朗，等. BP神经网络在重建多光谱遥感影像波段中的应用[J]. 计算机与数字工程，2021，49(10):2107-2112