

## 激光点云与密集匹配点云融合方法

闫利, 任大伟, 谢洪\*, 韦朋成

武汉大学测绘学院, 湖北 武汉 430079

**摘要** 针对地面激光扫描点云和航摄影像密集匹配点云融合存在质量退化与分层的问题, 本文提出了一种基于图割算法和引导点云滤波算法的异源点云融合方法。该方法首先利用一种结合几何和颜色信息的图割算法分割密集匹配点云, 然后利用分割后的密集匹配点云填补激光点云的孔洞和遮挡区域, 接着采用以表面曲率加权的引导点云滤波算法消除混合边界处的缝隙并纠正混合点云中的平面错层。实验结果证明, 所提方法对比现有方法有明显的性能提升, 融合后的精度和完整性分别提升了 5.42% 和 2.94%, 能够较好地支撑激光点云与密集匹配点云的高质量融合。

**关键词** 遥感; 激光点云; 密集匹配点云; 点云融合; 图割算法; 引导点云滤波

中图分类号 P237

文献标志码 A

DOI: 10.3788/CJL202249.0910003

## 1 引言

点云是三维数字模型重建的重要数据源。当前主要有两类测量技术用于获取场景表面的点云, 分别是基于主动视觉的激光扫描法或结构光扫描法以及基于被动匹配算法的运动恢复结构(SFM)、多视立体视觉(MVS)算法。激光雷达扫描技术已被广泛应用于城市场景重建中, 该技术具有探测距离远、可处理数据量大、处理速度快、不受环境光影响等优点。然而, 受传感器视场(FoV)和遮挡的限制, 地面激光扫描系统单次扫描甚至多次扫描都不能保证点云模型的完整性, 扫描点云中通常缺少建筑物屋顶点云。运动恢复结构和多视立体视觉算法可从航摄影像序列中自动恢复大尺度的三维点云模型。航摄影像密集匹配点云具有颜色和纹理信息, 点云密度高, 但匹配精度在很大程度上取决于光照条件和场景纹理的丰富程度。激光扫描技术与摄影测量融合是当前城市三维重建的研究热点, 如何利用倾斜影像获得的密集匹配点云提高场景实体的完整性, 克服激光扫描技术难以完整扫描的局限性, 实现不同精度的异源点云融合具有重要的研究意义。

多源点云融合可发挥多源点云的优势互补特

性, 是提高模型重建质量、解决单一数据缺失的有效方法之一<sup>[1,2-4]</sup>。待融合的异源点云数据由于获取途径和设备误差等问题存在诸多差异, 如点云密度、分布均匀性、精度、噪声、覆盖范围和遮挡<sup>[5-6]</sup>。目前已有学者通过异源点云配准实现了异源点云数据的融合<sup>[7-9]</sup>, 通过配准获得的拼接点云虽然提高了场景点云的完整性, 但也会不可避免地存在分层的冗余点云, 并且点云拼接边缘不平滑。此类带有噪声和冗余信息的点云对后续网格重建提出了很大挑战, 会直接导致重建三维模型的质量下降。

当前, 针对提高异源点云配准后的模型精度和完整性的研究较少。Gao 等<sup>[10]</sup>将地面到空中的匹配点对连接到其原始轨迹, 采用光束法平差实现了地面和空中点云的合并。Bódis-Szomorú 等<sup>[11]</sup>和 Li 等<sup>[6]</sup>利用图割算法去除了密集匹配点云与 LiDAR 点云之间的重叠区域, 并且 Li 等<sup>[6]</sup>利用渐进迁移方法实现了拼接点云边界的平滑连接, 但间距较大的缝隙附近的点云无法有效移动。韩东升等<sup>[12]</sup>以激光点云为基准对密集匹配点云进行滤波, 并对多尺度噪声进行进一步滤波处理, 得到了融合点云。Li 等<sup>[13]</sup>利用多视点投影方法检测地面激光扫描(TLS)点云中的孔洞, 从配准后的密集匹配点

收稿日期: 2021-09-17; 修回日期: 2021-10-14; 录用日期: 2021-10-25

基金项目: 国家重点研发计划(2020YFD1100200)、湖北省重大科技项目(2021AAA010)

通信作者: \*hxie@sgg.whu.edu.cn

云中提取相应数据填补孔洞,并利用基于微分域的拉普拉斯融合方法增强合并点云的表面细节,但该算法无法实现激光点云边界外点云的融合。由于直接混合的场景点云复杂且数量庞大,上述方法均不能在保持混合点云数据唯一性的前提下,对异源点云的混合边界进行平滑处理,从而无法实现点云的高精度融合。

针对地面激光扫描点云(TLS点云)和航摄影像密集匹配点云的融合问题,本文提出了一种异源点云融合方法。首先根据密集匹配点云与激光点云的距离和法向量夹角构建能量函数数据项,同时利用密集匹配点云内的几何邻域关系和颜色差异构建平滑项;然后采用图割算法进行优化,得到密集匹配点云的二分类标签集,根据标签去除两类点云之间的重叠冗余区域;最后根据一种邻域点选择策略对边界附近的密集匹配点进行以表面曲率加权的引导点云滤波,合并异源点云便可得到融合点云。

## 2 算法流程

本文算法流程如图 1 所示。在利用现有方法对航摄影像密集匹配点云和地面激光扫描点云进行去噪和配准的基础上,以激光点云为基准,计算密集匹配点云与激光点云的欧氏距离和法向量夹角,并结合密集匹配点云内部的几何和颜色差异构建K最

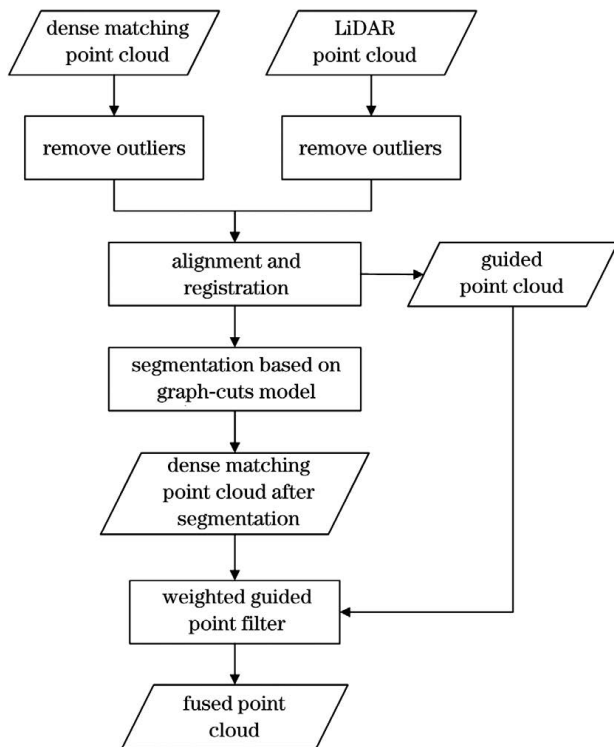


图 1 本文算法流程图

Fig. 1 Flowchart of proposed method

邻近(KNN)图;然后,利用图割算法从密集匹配点云中提取激光点云未覆盖的区域,得到分割后的密集匹配点云,该点云用于补充激光点云的内部孔洞和边界外缺失区域;最后,利用以表面曲率加权的引导点云滤波算法对靠近混合边界和分层的密集匹配点云进行平滑处理,得到最终的融合点云。

### 2.1 点云法向量估计

为了构造图割算法的能量函数以及计算表面曲率,本文算法采用基于主成分分析(PCA)的点云法向量估计方法计算两类点云的法向量。该算法为每个采样点构建局部邻域,拟合局部邻域内的最小二乘平面,将拟合平面的法向量作为采样点的法向量,将曲面变分作为该点处的近似曲率。对于任一采样点  $p_i$ ,查找其  $k$  个局部近邻点,由于最小二乘拟合平面通过点  $p_i$  的  $k$  个局部近邻点的质心  $\bar{p}$ ,因此拟合平面问题可以转化为对局部邻域协方差矩阵  $C$  进行特征值分解。协方差矩阵  $C$  的最小特征值对应的特征向量即为点  $p_i$  的法向量。

$$C = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (p_i - \bar{p}) \cdot (p_i - \bar{p})^T,$$

$$C \cdot v_j = \lambda_j \cdot v_j, j \in \{0, 1, 2\} \quad (1)$$

式中: $k$  是点  $p_i$  局部邻域内的点数; $p_i$  为点  $p_i$  的坐标向量; $\bar{p}$  为点  $\bar{p}$  的坐标向量; $\lambda_j$ 、 $v_j$  分别是协方差矩阵  $C$  的第  $j$  个特征值以及该特征值对应的特征向量。定义特征值满足  $\lambda_0 \leq \lambda_1 \leq \lambda_2$ ,则点  $p_i$  的表面曲率  $\delta$  为

$$\delta = \frac{\lambda_0}{\lambda_0 + \lambda_1 + \lambda_2}. \quad (2)$$

### 2.2 基于图割算法的点云分割

在通过倾斜影像获得密集匹配点云的流程中,SFM阶段的相机姿态估计误差和MVS深度估计固有的算法缺陷会导致密集匹配点云出现难以避免的非刚体形变<sup>[6,14]</sup>,尤其是建筑物点云会出现明显的凹凸起伏和厚薄不均匀现象。此外,即便通过配准算法实现了两类异源点云的拼接,密集匹配点云与激光点云的重叠部分还是会存在点位偏移,即拼接点云容易出现“双墙”分层问题<sup>[12]</sup>。为了保持数据的唯一性并实现高精度的点云融合,本文算法以激光点云为基准,利用图割优化的点云分割算法去除两类异源点云之间的冗余和分层,如图 2 所示。

假设给定两类异源点云,即密集匹配点云  $\mathcal{P} = \{p_i\}$  和激光点云  $\mathcal{Q} = \{q_i\}$ ,经过配准可得到混合点云。根据密集匹配点云与激光点云的相似程度以及

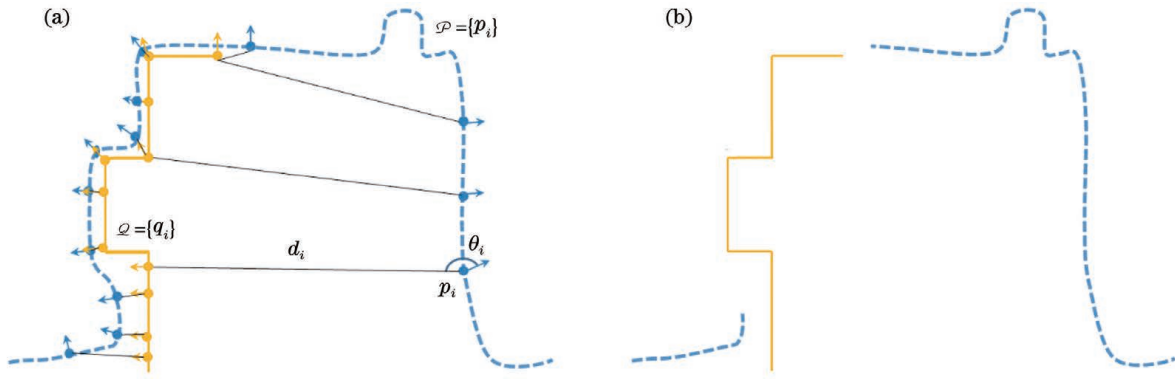


图 2 基于图割算法的点云分割图示。(a)配准后的两类异源点云;(b)分割结果

Fig. 2 Illustration of point cloud segmentation based on graph-cuts model. (a) Aligned result of two heterologous point clouds; (b) segmentation results

密集匹配点云邻域之间的几何和颜色关系,定义能量函数为

$$E(L) = \sum_{i: p_i \in \mathcal{P}} E_i(l_i) + \lambda \sum_{ij} \psi(p_i, p_j) \cdot \mathbb{I}[l_i \neq l_j], \quad (3)$$

式中: $L$  是密集匹配点云  $\mathcal{P}$  的二分类标签集, $L = \{l_i\}$ , 且  $l_i \in \{0, 1\}$ , 标签为 0 表示该密集匹配点存在替代激光点,需删除,反之则保留; $\lambda$  是正则化因子; $\mathbb{I}[\cdot]$  是判别函数, $\mathbb{I}[\text{true}] = 1, \mathbb{I}[\text{false}] = 0$ 。能量函数的数据项体现了密集匹配点在激光点云中有替代点的可能性,该可能性的计算公式为

$$\phi_i = \phi(d_i, \theta_i) = \exp[-d_i^2 / (2\sigma_b^2)] \cdot \max\{0, \cos \theta_i\}, \quad (4)$$

式中: $\phi \in [0, 1]$ ,  $\phi_i$  越接近 1 表示密集匹配点越可能存在替代点,点  $p_i$  越可能被删除; $\sigma_b$  是调节点云邻近距离的参数; $d_i$  是密集匹配点  $p_i$  和最近邻激光点  $q_i$  之间的欧氏距离; $\theta_i$  是点  $p_i$  和最近邻激光点  $q_i$  之间法向量的夹角。点  $p_i$  获得标签  $l_i$  的惩罚项定义为

$$E_i(l_i) = \begin{cases} 1 - \phi_i, & l_i = 0 \\ \phi_i, & l_i = 1 \end{cases}. \quad (5)$$

为了实现平滑分割,根据点  $p_i$  与其  $k$  近邻内点之间的几何与颜色信息定义能量函数的平滑项为

$$\psi(p_i, p_j) = \frac{1}{2} \left\{ \exp \left[ -\frac{d_{ij}}{\text{med}(d_{ij})} \right] + \exp \left[ -\frac{d(c_i, c_j)^2}{2\sigma_c^2} \right] \right\}, \quad (6)$$

式中: $d_{ij}$  是密集匹配点  $p_i$  与最邻近密集匹配点  $p_j$  之间的几何欧氏距离; $\text{med}(d_{ij})$  是点  $p_i$  与其  $k$  近邻域点的距离中值; $d(c_i, c_j)$  是点  $p_i$  与  $p_j$  之间 RGB 颜色的欧氏距离; $\sigma_c$  是调节 RGB 差异的参数。

本文使用基于  $\alpha$  扩张的图割算法<sup>[15]</sup> 最小化

式(3)所示的能量函数,该算法可通过多次图割迭代快速找到近似解,即密集匹配点云的二分类标签集  $L$ 。标签为 0 表示该点有替代的激光点,需删除,反之则保留。由于假设所有密集匹配点的标签都是独立的,因此不考虑标签成本。平滑项矩阵中除了对角线元素外的所有元素都设置为 1,对角线元素设置为 0,优化结果自动适应场景点云。

### 2.3 利用引导滤波的分层点云融合

经过以激光点云为基准的点云分割步骤,密集匹配点云内部与激光点云相似的重叠冗余点云被较好地剔除。但由于场景的复杂性,混合点云在复杂建筑区域内仍有分层平面存在,分割后的密集匹配点云与激光点云的交界处出现了许多断裂和噪声。本文采用引导点云滤波算法对两类点云的交界处进行平滑处理,以进一步减少混合点云中的缝隙,融合分层平面,最终得到融合点云。

#### 2.3.1 引导滤波邻域点选择策略

引导图像滤波<sup>[16]</sup> 是一种基于局部线性模型的边缘保持滤波,其基本思想为输出图像是引导图像在窗口内的线性变换。由于二维图像与三维点云之间的差异,引导点云滤波<sup>[17]</sup> 将输入点云自身作为引导点云,将点云的空间位置作为关键信息,引导图像滤波的扩展。该方法的主要思想是利用输入点云在引导点云中的邻域点信息计算局部线性模型,再对输入点云进行变换得到滤波后的输出点,而引导点云则是输入点云自身。引导点云滤波的计算过程完全基于局部邻域点,首先为待处理点云中的每个点确定一个邻域点集,该邻域点集通常使用  $K$  近邻查询或者半径查询得到。

如图 3(a)、(b)所示,单一采用激光点作为引导点会导致距离较近的密集匹配点云移动位置后过度

贴近激光点云,混合点云内部移动后的密集匹配点云和未移动的密集匹配点云之间出现更加明显的割裂。因此,本文提出了一种引导滤波邻域点选择策略,为待处理点选择恰当比例的密集匹配点和激光点作为几何邻域点集。计算点  $p_i$  的激光邻域点数  $N_1$  和密集匹配点云内部邻域点数  $N_2$ ,计算公式为

$$\begin{cases} N_1 = N \left[ \omega_1 |\cos \alpha_i| + \omega_2 \left( 1 - \frac{d_i}{T} \right) \right], & \text{if } d_i < T, \\ N_2 = \max\{N - N_1, 10\} \end{cases} \quad (7)$$

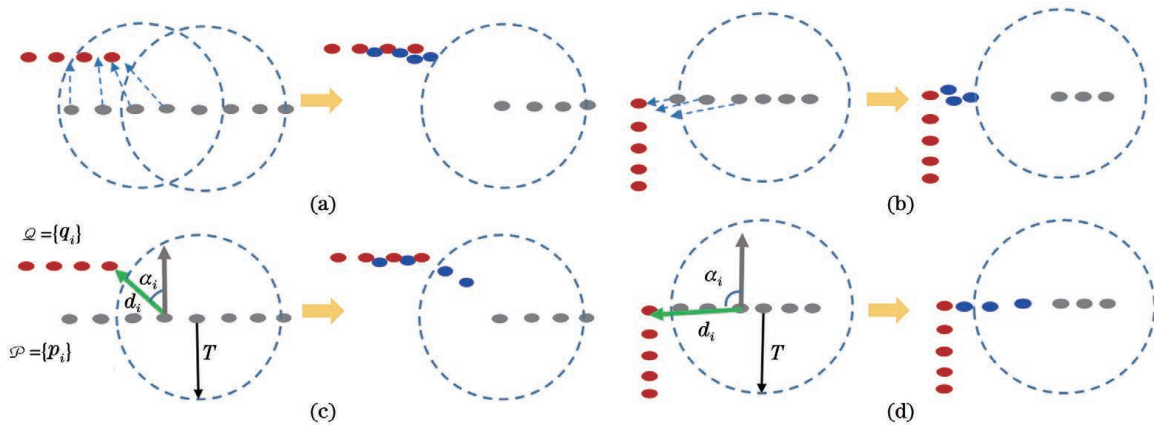


图 3 混合点云引导滤波图示。(a)~(b)单一采用激光点云;(c)~(d)本文所提方法

Fig. 3 Illustrations of guided point cloud filtering with blended point clouds. (a)~(b) Terrestrial laser scanning (TLS) point cloud used only; (c)~(d) proposed method

### 2.3.2 以表面曲率加权的引导点云滤波

城市场景点云中大量规整的建筑物平面,为了自适应调整引导点云的滤波平滑效果,本文利用点云的表面曲率提出了加权引导点云滤波。由式(2)计算的表面曲率  $\delta$  越小表明点云邻域越平坦,  $\delta$  越大则表明邻域的起伏变化越大。对于高噪声、边缘和具有尖锐特征点云区域,其表面曲率较大,本文算法通过减小引导点云滤波的关键控制参数  $\epsilon$  来避免过度平滑造成的信息丢失;对于低噪声的平坦区域,其表面曲率相对较小,此时可适当增大  $\epsilon$ ,以提高平滑程度。根据文献[18]定义加权系数为

$$\Gamma_i = \frac{1}{|N(p_i)|} \sum_{i=1}^{|N(p_i)|} \frac{\delta^2 + \epsilon}{\delta_i^2 + \epsilon}, \quad \epsilon = 0.01, \quad (8)$$

式中:  $|N(p_i)|$  是邻域点集的基数;常数  $\epsilon$  用于保证分母不为 0。表面曲率是体现点云平整度的一个指标,且其计算较为方便。利用以表面曲率加权的引导点云滤波进行处理时,可适当提高影响引导点云滤波效果的关键参数  $\epsilon$ 。当处理不同特征区域的

式中:  $N$  是 K 近邻算法的最大邻居个数;  $\alpha_i$  是点  $p_i$  的法向量和该点与最近邻激光点  $q_i$  连线向量之间的夹角;  $d_i$  是点  $p_i$  和最近邻激光点  $q_i$  之间的欧氏距离;  $\omega_1$  和  $\omega_2$  分别是几何方向和距离的权重,且满足  $\omega_1 + \omega_2 = 1$ ;  $T$  是距离阈值。

由图 3(c)、(d)可知:  $\alpha_i$  较小表明两类点云的几何结构较相似,可适当增加激光引导点的比例;随着  $d_i$  增加,激光引导点数  $N_1$  应逐渐减少,从而达到渐进平滑的效果。考虑到  $\alpha_i$  更能体现异源点云的几何差异,对邻域点选择起决定性作用,本文设置  $\omega_1 = 0.8, \omega_2 = 0.2$ 。

点云时,本文算法可根据  $\Gamma_i$  自适应调整  $\epsilon$ 。根据局部线性假设<sup>[16]</sup>,点  $p_i$  和它的邻域点集  $N(p_i) = \{p_{ij} \in P\}$  平滑处理前后的线性关系为

$$p'_{ij} = a_i p_{ij} + b_i, \quad (9)$$

式中:  $p_{ij}$  和  $p'_{ij}$  分别为滤波平滑前后的点向量;  $a_i$  和  $b_i$  是线性模型的待求参数,可通过最小化邻域点集  $N(p_i)$  的重建误差函数求得,即

$$J(a_i, b_i) = \sum_{p_{ij} \in N(p_i)} \left[ (a_i p_{ij} + b_i - p_{ij})^2 + \frac{\epsilon}{\Gamma_i} a_i^2 \right], \quad (10)$$

式中:  $\epsilon$  是为控制平滑效果而设置的参数。由文献[18]可以得到

$$a_i = \frac{\left( \frac{1}{|N(p_i)|} \sum p_{ij} \cdot p_{ij} - \bar{p}_i \cdot \bar{p}_i \right)}{\left[ \left( \frac{1}{|N(p_i)|} \sum p_{ij} \cdot p_{ij} - \bar{p}_i \cdot \bar{p}_i \right) + \frac{\epsilon}{\Gamma_i} \right]}, \quad (11)$$

$$b_i = p_i - a_i \cdot p_i, \quad (12)$$

式中:  $\bar{p}_i = \frac{1}{|N(p_i)|} \sum_{p_{ij} \in N(p_i)} p_{ij}$ , 是邻域点的质心。

最后利用点  $p_i$  自身邻域计算得到的线性模型计算平滑后输出点云的位置  $p'_i$  (计算公式为  $p'_i = a_i \cdot p_i + b_i$ ), 由此得到了平滑后的密集匹配点云。

### 3 实验与分析

#### 3.1 实验平台与数据

本实验采用两类数据进行分析, 第一类数据为地面激光扫描点云和航摄影像密集匹配点云。由于无法找到同时提供地面激光扫描点云与航摄影像的公开数据集, 因此本课题组选取了某实验大楼作为

数据集, 利用 Smart 3D 软件对无人机航摄影像进行处理得到密集匹配点云, 利用 Faro 地面激光扫描仪多站扫描得到 TLS 点云。第二类数据为 MVS 标准数据集 TanksandTemples<sup>[19]</sup> 中的 Courthouse 和 Barn 数据, 该数据集提供了地面激光真值点云和从地面拍摄的倾斜影像。本课题组使用这两组数据进行精度和完整性的定量评价。表 1 罗列了 3 个数据集的详细信息。算法开发平台为 Visual Studio 2019, 测试运行平台为 Windows 10 x64/Intel E5-5200U/64 GB 内存。

表 1 实验数据集的详细信息

Table 1 Detailed description of three datasets

Dataset	Types of point cloud	Quantity of point cloud /10 <sup>6</sup>	Quantity of TLS stations	Quantity of photos	Method of photo-graphing	Method of MVS reconstruction	Distance between the points /m
Laboratory building	TLS	35.45	8				0.01
	Dense matching	31.64		78	Aerial oblique photography	Smart 3D	0.017
Courthouse	TLS	59.14	19				0.006
	Dense matching	27.05		1106	Groud-view	COLMAP	0.013
Barn	TLS	12.74	9				0.004
	Dense matching	5.42		179	Groud-view	COLMAP	0.02

Notes: MVS represents multi-view stereo.

#### 3.2 实验参数设置

考虑到实验大楼数据集激光点云的平均间距为 0.01 m, 因此本文将调节点云邻近距离的参数  $\sigma_b$  设为 0.1 m, 其包含了两类点云配准和密集匹配点云自身存在的非刚性形变误差。计算点云法向量和构建 KNN 图的邻域点数根据文献[11]设为 10; 引导点云滤波的邻域个数  $N$  和质量控制参数  $\epsilon$  采用文献[14]的实验参数; 距离阈值  $T$  参照文献[6]设为 0.3 m (比 10 倍的激光点云分辨率稍大)。其他参数设置如表 2 所示。

表 2 实验参数设置

Table 2 Parameters used in experiment

Parameter	Value
Point neighbourhood for normals and KNN graph	10
Blending distance control /m	0.1
Blending colour control	6
Blending smoothness	2
Point neighbourhood for guided point cloud filter	50
Filtering quality control	0.1
Radius parameter for filtering /m	0.3

#### 3.3 实验结果与分析

为验证本文方法的有效性, 选取第一个数据集 (实验大楼) 进行实验, 激光点云覆盖范围约为 70 m×70 m, 建筑主体附近有大量灌木、车辆。虽然通过多站激光扫描获得了高密度、高精度的激光点云, 但激光点云无法覆盖建筑屋顶, 并且受遮挡影响, 点云分布不均匀。图 4(a)、(b) 分别是实验大楼的激光点云和密集匹配点云, 部分激光点云外点已手动剔除, 密集匹配点云已恢复真实尺度且与激光点云对齐。图 4(d)、(e) 展示了离地面较近的建筑点云, 其中: 图 4(d) 所示的激光点云比较完整地覆盖了大楼门柱, 边线垂直清晰; 图 4(e) 中的密集匹配点云存在拉花、变形等问题, 且重建出了错误的墙面点云 (该区域门柱间不存在连接墙面)。图 4(g)、(h) 分别展示了建筑屋顶与回廊的激光点云和密集匹配点云, 其中: 图 4(g) 中的激光点云由于架站方位和遮挡而存在大面积的数据缺失; 图 4(h) 中的密集匹配点云是由无人机航摄影像重建的, 不存在屋顶点云数据缺失的问题, 但建筑物的边缘会不可避免地存在非刚性形变, 整体精度不如激

光点云。图 4(c)展示了激光点云(橙色)与密集匹配点云(蓝色)直接混合的结果。图 4(f)展示了实验大楼东南侧部分墙面的点云剖面图,可以看到两类点云之间有明显的分层。图 4(i)展示了实验大楼立面和楼顶的部分混合点云,可以看到:激光

点云(橙色)中的左侧立面和右侧立面交汇处出现了缝隙,且缝隙随着离地高度增加而逐渐扩大;点云混合后,密集匹配点云(蓝色)填补了两侧激光点云的缝隙,但两类异源点云在拼接处交叉错杂,会降低重建质量。

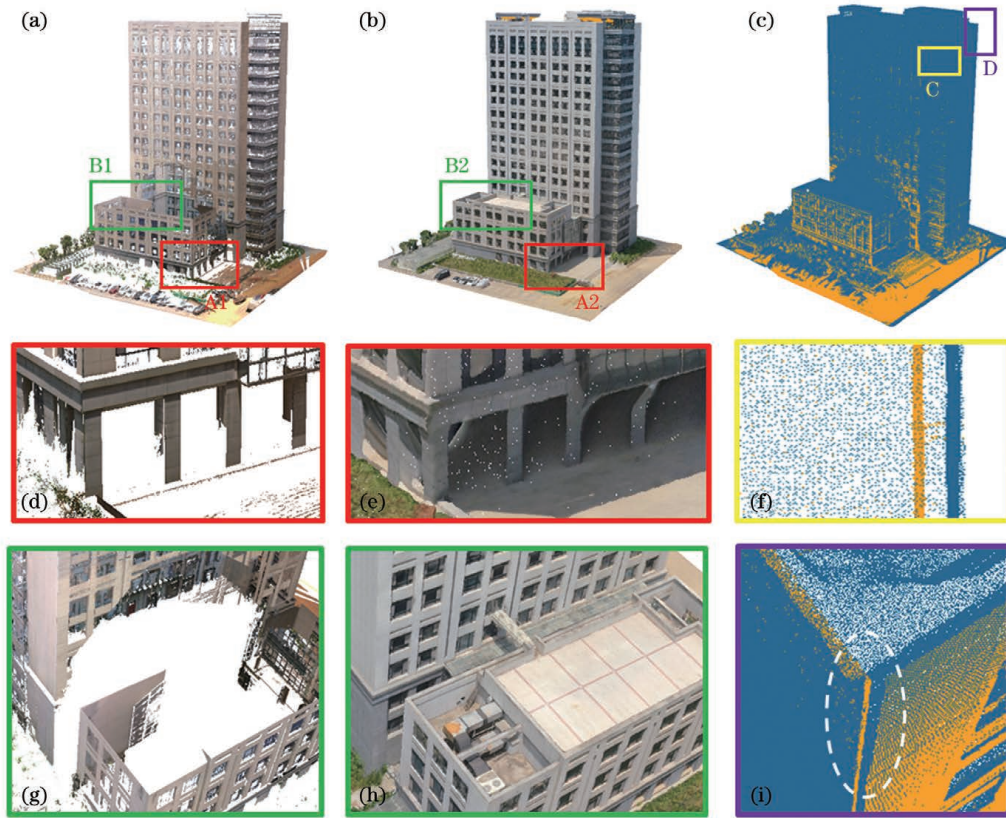


图 4 某实验大楼激光点云与密集匹配点云。(a)激光点云;(b)密集匹配点云;(c)两类异源点云的配准结果;(d)A1 区域点云;(e)A2 区域点云;(f)C 区域点云;(g)B1 区域点云;(h)B2 区域点云;(i)D 区域点云

Fig. 4 TLS point cloud and dense matching point cloud of a laboratory building. (a) TLS point cloud; (b) dense matching point cloud; (c) aligned result of two different point clouds; (d) point cloud of area A1; (e) point cloud of area A2; (f) point cloud of area C; (g) point cloud of area B1; (h) point cloud of area B2; (i) point cloud of area D

在本文算法中,为了实现两类异源点云的融合,需要去除直接混合点云中的分层冗余点和噪声点。图 5 是利用图割算法分割后的密集匹配点云、引导平滑后的密集匹配点云与激光点云的融合实验结果。图 5(a)为实验大楼密集匹配点云经过图割算法分割后的点云数据,点云数由 31640254 个降到了 17687094 个。由于参数设置考虑整体最优,分割后的密集匹配点云与激光点云(黄色)仍有部分重叠区域,如图 5(c)所示。图 5(b)是在分割基础上利用本文引导滤波算法平滑后的密集匹配点云,本文算法只对与激光点云最近距离在阈值  $T$  以内的密集点进行引导平滑,平滑后所有密集匹配点云到激光点云的平均距离由 1.701 m 降到了 1.696 m。图 5(d)是本文算法点云融合的结果,从放大区域可

以看到激光点云(黄色)与密集匹配点云(紫色)重叠区域的缝隙消失,大楼左侧边缘的噪声点减少,密集匹配点云的平面错层经过纠正后融入建筑物立面的激光点云中,实现了不同精度点云的融合。

为了证明本文引导滤波平滑算法的有效性,本文使用两片平面点云[图 5(d)所示的放大区域]进行对比实验。图 6 展示了本文引导滤波平滑算法与文献[6]中的渐进迁移算法的平滑效果对比,其中图 6(a)是实验大楼的部分墙面点云,上下层分别是密集匹配点云和激光点云,配准误差导致激光点云和密集匹配点云不在同一平面上,互相之间有缝隙,平均间距为 0.08 m。图 6(b)是经过裁切后没有重叠区域的密集匹配点云和激光点云,上层为密集匹配点云,下层为激光点云,两片点云在竖直和水平方

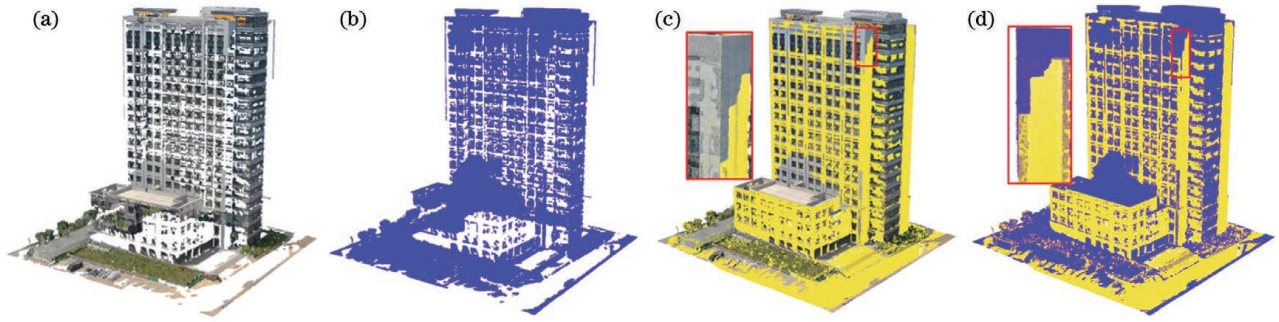


图 5 本文算法的异源点云融合结果。(a)利用本文图割算法分割后的密集匹配点云;(b)利用本文算法分割和平滑后的密集匹配点云;(c)分割后的密集匹配点云与激光点云;(d)本文算法处理后的密集匹配点云与激光点云

Fig. 5 Fusing results of two cross-source point clouds by using proposed method. (a) Dense matching point cloud processed by using proposed segmentation method; (b) dense matching point cloud segmented and smoothed by using proposed method; (c) segmented dense matching point cloud and TLS point cloud; (d) final dense matching point cloud and TLS point cloud processed by proposed method

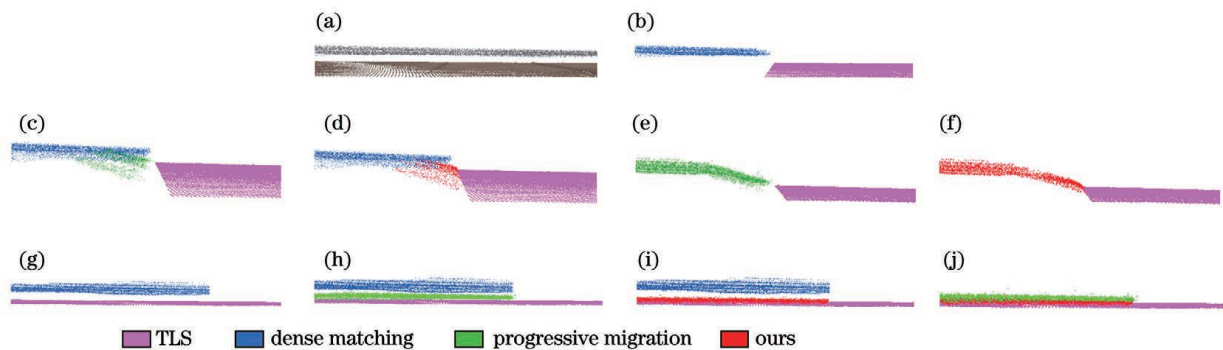


图 6 实验大楼某立面激光点云与密集匹配点云的对比结果。(a)激光点云和密集匹配点云的配准结果;(b)裁切后的混合点云;(c)原始密集匹配点云与渐进迁移算法处理后的密集匹配点云对比;(d)原始密集匹配点云与本文算法处理后的密集匹配点云对比;(e)渐进迁移算法处理后的密集匹配点云;(f)本文算法处理后的密集匹配点云;(g)有重叠区域的混合点云;(h)原始密集匹配点云与渐进迁移算法处理后的密集匹配点云对比;(i)原始密集匹配点云与本文算法处理后的密集匹配点云对比;(j)本文算法与渐进迁移算法处理后的密集匹配点云对比

Fig. 6 Comparison between facade LiDAR point cloud and dense matching point cloud of a laboratory building. (a) Aligned result of LiDAR point cloud and dense matching point cloud; (b) blended point clouds after segmentation; (c) comparison between original dense matching point cloud and smoothed point cloud based on progressive migration method; (d) comparison between original dense matching point cloud and smoothed point cloud based on proposed method; (e) smoothed dense matching point cloud based on progressive migration method; (f) smoothed dense matching point cloud based on proposed method; (g) blended point clouds with overlapped area; (h) comparison between original dense matching point cloud and smoothed point cloud based on progressive migration method; (i) comparison between original dense matching point cloud and smoothed point cloud based on proposed method; (j) comparison between two smoothed dense matching point clouds based on proposed method and progressive migration method

向上均有一定距离,缝隙的平均间距为 0.13 m。图 6(c)、(e)中的绿色点云是采用渐进迁移算法处理后的密集匹配点云,图 6(d)、(f)中的红色点云是采用本文引导滤波算法处理后的密集匹配点云,对比可以看到本文算法可以更有效地消除缝隙,且移动后的点云较为平滑,而渐进迁移算法无法在水平方向上移动点云,原始点云凹凸不平的情况在移动

后没有改善。由图 6(g)、(h)、(i)、(j)可以看出:当分割算法未能理想地去除混合点云重叠区域时,本文算法可将密集匹配点云整体移动至激光点云平面,消除了平面分层,而渐进迁移算法不仅依赖点云法向量的朝向(若法向量方向错误就会扩大间隙),还易受部分异常点的影响,从而导致计算得到的最小距离过小,缩短了整体迁移距离。例如,图 5(c)

中分割后的密集匹配点云与激光点云的最近距离为 0.2 mm, 该距离仅代表某个极小的缝隙间距。分割后点云到激光点云的最近距离会影响所有待移动点的渐进迁移效果。

### 3.4 定量评价

为了定量评价本文算法的有效性, 本文选取了三种评价指标——重建精度、完整度和耗时<sup>[19]</sup>。重建精度是密集匹配点云到激光点云最近距离小于阈值的点云占整体密集匹配点云的百分比; 完整度是激光点云到密集匹配点云最近距离小于阈值的点云占整体激光点云的百分比; 耗时是对分割后的密集匹配点云进行平滑所耗费的时间。

本文设置评估距离阈值为 0.1 m, 验证数据为数据集 TanksandTemples 中的 Courthouse 和 Barn 数据。表 2 所列实验参数均固定, 未针对个别数据进行调整。本文首先利用 COLMAP 从公开数据集提供的影像中重建密集匹配点云, 接着使用本文图

割算法分割密集匹配点云, 并在此基础上分别利用渐进迁移算法<sup>[6]</sup>、引导点云滤波算法<sup>[17]</sup>以及本文以表面曲率加权的引导点云滤波算法进行平滑处理。然后针对每个数据集的 5 份密集匹配点云与激光点云的符合程度进行评价, 定量评价结果如表 3 所示。从表 3 可以看出, 采用本文算法平滑后的密集匹配点云的精度和完整性相比文献<sup>[6]</sup>的渐进迁移算法均有所提升: Courthouse 数据平滑后, 密集匹配点云精度从 67.51% 提升至 71.17%, 完整度从 77.96% 提升至 80.25%, 融合后的精度和完整性分别提升了 5.42% 和 2.94%。由于引导滤波的平滑质量参数  $\epsilon$  保持一致, 因此原始引导点云滤波算法与本文算法的结果相差不大。以表面曲率加权的引导滤波算法可针对点云邻域的平整度自适应调整  $\epsilon$ , 因此参数  $\epsilon$  可根据数据集适当调大, 从而提高平滑效果且不破坏原有的点云结构。本文算法需要查找多个邻域点, 其耗时与待查询点云的基数呈正相关关系。

表 3 TanksandTemples 密集匹配点云平滑效果的定量评价(评估阈值为 10 cm)

Table 3 Quantitative evaluation of smoothing effect of dense matching point cloud on TanksandTemples benchmark at evaluation threshold of 10 cm

Method	Evaluation for Courthouse			Evaluation for Barn		
	Accuracy /%	Completeness /%	Time /s	Accuracy /%	Completeness /%	Time /s
COLMAP	67.41	75.37		45.99	97.65	
Ours without guided filter	65.79	75.01		41.29	88.03	
Method in Ref. [6]	67.51	77.96	171	45.67	89.59	80
Method in Ref. [17]	70.11	79.82	817	53.54	90.96	173
Ours	71.17	80.25	992	53.66	91.02	195

## 4 结 论

本文提出一种基于图割算法和引导点云滤波算法的地面激光扫描点云与航摄影像密集匹配点云融合方法, 通过图割算法融合异源点云的几何与颜色信息, 并考虑了邻域关系, 以保证密集匹配点云分割结果的一致性; 然后根据一种邻域点选择策略为激光点云边界附近的密集匹配点云选取适当比例的引导点云滤波邻域点, 由此实现以表面曲率加权的引导点云滤波, 实现不同精度异源点云的融合, 达到平滑混合点云交界处的缝隙以及纠正分层平面的实验效果。实验结果证明, 本文方法可以有效去除航摄影像密集匹配点云与地面激光扫描点云的重叠冗余部分, 并提高了密集匹配点云的精度和完整性, 有利于提高表面重建精度。

此外, 密集匹配点云存在拉花和变形等粗差点, 这些结构在基准激光点云中缺少对应的相似结构, 难以通过分割和引导的方式去除。因此, 接下来本课题组拟通过查找定位此类错误区域, 单独进行融合点云的质量改善。

### 参 考 文 献

- [1] Park K H, Kim S R, Sohn K H. High-precision depth estimation with the 3D LiDAR and stereo fusion[C]//2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), May 21-25, 2018, Brisbane, QLD, Australia. New York: IEEE Press, 2018: 2156-2163.
- [2] 张子健, 程效军, 曹宇杰, 等. 结合激光与视觉点云的古遗迹三维重建应用[J]. 中国激光, 2020, 47(11): 1110001.  
Zhang Z J, Cheng X J, Cao Y J, et al. Application of



- 3D reconstruction of relic sites combined with laser and vision point cloud[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2020, 47(11): 1110001.
- [3] 程效军, 程小龙, 胡敏捷, 等. 融合航空影像和 LIDAR 点云的建筑物探测及轮廓提取[J]. *中国激光*, 2016, 43(5): 0514002.
- Cheng X J, Cheng X L, Hu M J, et al. Buildings detection and contour extraction by fusion of aerial images and LIDAR point cloud[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2016, 43(5): 0514002.
- [4] Li Z M, Gogia P C, Kaess M. Dense surface reconstruction from monocular vision and LiDAR [C]//2019 International Conference on Robotics and Automation (ICRA), May 20-24, 2019, Montreal, QC, Canada. New York: IEEE Press, 2019: 6905-6911.
- [5] Gao X, Shen S H, Hu Z Y, et al. Ground and aerial meta-data integration for localization and reconstruction: a review [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2019, 127: 202-214.
- [6] Li W, Wang C, Zai D W, et al. A volumetric fusing method for TLS and SFM point clouds [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2018, 11(9): 3349-3357.
- [7] Abayowa B O, Yilmaz A, Hardie R C. Automatic registration of optical aerial imagery to a LiDAR point cloud for generation of city models [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2015, 106: 68-81.
- [8] Yang B S, Chen C. Automatic registration of UAV-borne sequent images and LiDAR data [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2015, 101: 262-274.
- [9] Chen H, Feng Y, Yang J, et al. 3D reconstruction approach for outdoor scene based on multiple point cloud fusion [J]. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 2019, 47(10): 1761-1772.
- [10] Gao X, Shen S H, Zhou Y, et al. Ancient Chinese architecture 3D preservation by merging ground and aerial point clouds[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2018, 143: 72-84.
- [11] Bódis-Szomorú A, Riemenschneider H, van Gool L. Efficient volumetric fusion of airborne and street-side data for urban reconstruction[C]//2016 23rd International Conference on Pattern Recognition (ICPR), December 4-8, 2016, Cancun, Mexico. New York: IEEE Press, 2016: 3204-3209.
- [12] 韩东升, 徐茂林, 金远航. 多源异构点云配准数据的滤波及精度分析[J]. *测绘科学技术学报*, 2020, 37(5): 503-508.
- Han D S, Xu M L, Jin Y H. Filtering and accuracy analysis of multi-source heterogeneous point cloud registration data [J]. *Journal of Geomatics Science and Technology*, 2020, 37(5): 503-508.
- [13] Li S M, Ge X M, Hu H, et al. Laplacian fusion approach of multi-source point clouds for detail enhancement[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2021, 171: 385-396.
- [14] 闫利, 魏峰. 利用密集匹配点云的建筑单体提取算法研究[J]. *中国激光*, 2018, 45(7): 0710004.
- Yan L, Wei F. Single part of building extraction from dense matching point cloud[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2018, 45(7): 0710004.
- [15] Boykov Y, Veksler O, Zabih R. Fast approximate energy minimization via graph cuts[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2001, 23(11): 1222-1239.
- [16] He K M, Sun J, Tang X O. Guided image filtering [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2013, 35(6): 1397-1409.
- [17] Han X F, Jin J S, Wang M J, et al. Guided 3D point cloud filtering[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2018, 77(13): 17397-17411.
- [18] Li Z G, Zheng J H, Zhu Z J, et al. Weighted guided image filtering [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2015, 24(1): 120-129.
- [19] Knapitsch A, Park J, Zhou Q Y, et al. Tanks and temples: benchmarking large-scale scene reconstruction [J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2017, 36(4): 1-13.

# Fusion Method of LiDAR Point Cloud and Dense Matching Point Cloud

Yan Li, Ren Dawei, Xie Hong<sup>\*</sup>, Wei Pengcheng

*School of Geodesy and Geomatics, Wuhan University, Wuhan 430079, Hubei, China*

## Abstract

**Objective** The fusion of three-dimensional (3D) laser scanning and photogrammetry is a hot topic in urban 3D reconstruction. Using the dense point cloud obtained from the oblique images to improve the integrity of the scene entity, overcome the limitation of laser scanning technology, which is difficult to scan completely, and realise the fusion of different source point clouds with varying accuracy has significant research implications. The reconstructed method by fusing multi-source point clouds can take advantage of the complementary characteristics of multi-source point clouds and is one of the effective methods for improving model reconstruction quality and solving the data loss problem. However, owing to acquisition methods and equipment errors, there are many differences in multi-source point cloud data, such as point cloud density, distribution uniformity, accuracy, noise, coverage and occlusion. The current standard method is multi-source point cloud registration. On the one hand, the aligned point clouds improve the reconstructed completeness of the scene, but there are bound to be stratified, redundant noise in the mixed point clouds, and the aligned point cloud's edge is not smooth. On the other hand, point clouds with noise and redundant information will directly degrade the quality of surface reconstruction. We propose a fusion method based on a graph-cuts algorithm and guided 3D point cloud filtering algorithm to address the problems of quality degradation and stratification in the fusion of terrestrial laser scanning (TLS) point clouds and dense matching point clouds from aerial oblique images.

**Methods** In this paper, a new fusion method of TLS cloud and the dense matching point cloud is proposed. First, dense matching point clouds are split using the graph-cuts algorithm, which combines geometry and colour information. The data term of the energy function is built based on the distance between the multi-view stereo (MVS) point cloud and the TLS point cloud, as well as the angle between their normal vectors, and the geometric neighbourhood relationship and colour difference in the MVS point cloud are then combined to build the smooth item. The graph-cuts algorithm is used to optimise the MVS point cloud's binary classification label sets, and the overlapping redundant area of the MVS point cloud is removed based on the TLS point cloud. The remaining dense point cloud is then used to fill the gaps and occlusions in the LiDAR point cloud. This paper proposes a neighbourhood point selection strategy that selects an appropriate proportion of dense matching points and LiDAR points as guided filtering neighbourhood point sets for the points to be processed that are near the boundary of the LiDAR point cloud. Finally, the guided 3D point cloud filtering algorithm weighted by surface curvature is used to reduce blending boundary gaps and correct stratified redundancy in the blended point cloud.

**Results and Discussions** This paper conducts qualitative and quantitative experiments to demonstrate the efficacy of the proposed method in improving the quality of blended point clouds. The three data sets are described in detail in Table 1. The first type of data is a dense matching point cloud and ground laser scanning point cloud obtained from aerial oblique images of a laboratory building (Fig. 4). The proposed method eliminates the gap in the overlapping area of TLS point cloud and MVS point cloud, reduces noise at the left edge of the building, and corrects and integrates the stratified layer of MVS point cloud into the TLS point cloud of the building facade, resulting in multi-source point cloud fusion with different accuracy (Fig. 5). When the graph-cuts algorithm fails to remove the overlapping area of the MVS point cloud ideally, the guided point cloud filtering algorithm weighted by the surface curvature can move the dense point cloud as a whole to the plane of the LiDAR point cloud, removing redundancy and stratified layers (Fig. 6). When compared to the progressive migration algorithm, the proposed method improves the accuracy and completeness of the dense point cloud smoothed. The accuracy of the smoothed MVS point cloud of Courthouse data has increased from 67.51% to 71.17%, and the completeness of the Courthouse data has increased from 77.96% to 80.25% (Table 3). The guided point cloud filtering algorithm weighted by the surface curvature can adjust the smoothing parameter adaptively based on the flatness of the point cloud neighbourhood, improving the smoothing effect without destroying the original point cloud structure. Experiments show that the proposed method improves the accuracy and completeness of the fused dense matching point cloud, and they are improved by 5.42%

and 2.94%, respectively, when compared to existing methods. The proposed method can help with a high-quality fusion of LiDAR point cloud and dense matching point cloud.

**Conclusions** This paper proposes a TLS point cloud and MVS point cloud fusion method based on the graph-cuts algorithm and the guided point cloud filtering algorithm. The graph-cuts algorithm is used to fuse the geometry and colour information of heterogeneous point clouds, and the neighbourhood relationship is considered to ensure the consistency of dense matching point clouds after segmentation. Then, using a neighbourhood point selection strategy, an appropriate proportion of the guide point cloud filtering neighbourhood points are chosen for the dense point cloud near the boundary of the LiDAR point cloud, to realise the guided point cloud filtering weighted by the surface curvature. The experimental results of fusing heterogeneous point clouds with different accuracy, smoothing the gap at the junction of mixed point clouds, and correcting stratification are realised. Experiments show that the proposed method can effectively remove the overlapping and redundant parts of the MVS point cloud and the LiDAR point cloud, as well as improve the accuracy and completeness of the dense matching point cloud, which benefits surface reconstruction.

**Key words** remote sensing; LiDAR point cloud; dense matching point cloud; point cloud fusion; graph-cuts algorithm; guided point cloud filtering