



武汉大学学报(信息科学版)

*Geomatics and Information Science of Wuhan University*

ISSN 1671-8860, CN 42-1676/TN

## 《武汉大学学报(信息科学版)》网络首发论文

题目: 基于距离变换模型的卫星影像与激光点云精配准  
作者: 张永军, 洪玮辰, 万一  
DOI: 10.13203/j.whugis20220028  
收稿日期: 2021-12-20  
网络首发日期: 2022-03-28  
引用格式: 张永军, 洪玮辰, 万一. 基于距离变换模型的卫星影像与激光点云精配准 [J/OL]. 武汉大学学报(信息科学版). <https://doi.org/10.13203/j.whugis20220028>



**网络首发:** 在编辑部工作流程中, 稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定, 且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式(包括网络呈现版式)排版后的稿件, 可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定; 学术研究成果具有创新性、科学性和先进性, 符合编辑部对刊文的录用要求, 不存在学术不端行为及其他侵权行为; 稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准, 正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性, 录用定稿一经发布, 不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容, 只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

**出版确认:** 纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊(光盘版)》电子杂志社有限公司签约, 在《中国学术期刊(网络版)》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版, 以单篇或整期出版形式, 在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊(网络版)》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物(ISSN 2096-4188, CN 11-6037/Z), 所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

## 基于距离变换模型的卫星影像与激光点云精配准

张永军<sup>1</sup> 洪玮辰<sup>1</sup> 万一<sup>1</sup>

<sup>1</sup> 武汉大学遥感信息工程学院, 湖北 武汉, 430079

**摘要:** 卫星影像可以低成本、高频率地提供地物光谱特性观测信息, 而激光点云可以提供精细的几何结构, 两类数据的融合可以实现优势互补, 进一步提高地物分类和信息提取的精度和自动化程度。实现亚像素级精度的几何配准是实现两类数据融合的前提, 提出一种基于线元素距离变换模型的快速配准方法。该方法以点云为控制源, 将点云中的建筑物边缘等典型线元素通过卫星影像的初始RPC参数投影到像方空间, 与卫星影像中的线元素进行迭代最近点配准, 从而通过RPC参数精校正的方式实现几何配准。采用距离变换模型作为迭代最近点搜索的查找表, 极大地提高了运算效率; 采用最新的渐进式鲁棒求解策略, 能在噪声极多的情况下保证配准的鲁棒性。采用GeoEye-2、高分七号、WorldView-3等卫星影像与激光点云进行了配准试验, 并分别通过人工精确量测的外业控制点和作业员内业刺的控制点作为检查, 证明所提方法能在三种影像上达到0.4~0.7 m的配准精度, 显著优于将点云映射为二维图像然后通过多模态匹配进行配准的策略。

**关键词:** 卫星影像; 激光点云; 几何配准; 距离变换模型; 鲁棒求解

中图分类号: P237 文献标志码: A

多模态数据的融合可以充分发挥不同数据源的信息互补优势, 在遥感技术的应用中越来越受到重视。高分辨率遥感卫星可以快速地获得地物的波谱反射数据, 数据覆盖范围广, 获取频率高, 且不易受当地变故或政策变动影响, 但其无法获取反应地物高低起伏的信息。而激光雷达 (light detection and ranging, LiDAR) 点云可以获取地表精细的表面模型以及植被精细三维结构, 很好地弥补了高分辨率遥感卫星影像的局限性。随着高分辨率遥感卫星影像的日益普及, 两类遥感数据特性和功能的互补引起了学者的广泛兴趣<sup>[1-5]</sup>, 并开始尝试在复杂场景对地观测中考虑这两类数据的融合及联合信息提取。

高精度几何配准是多模态数据融合<sup>[6]</sup>和联合信息提取<sup>[7]</sup>的前提条件。在配准方法上, 目前, 航空影像与点云的几何配准方法和模型已经经历了深入探索<sup>[8-15]</sup>, 形成了三类较为成熟的理论和方法:

1) 基于“广义点”结构的配准方法。线段、圆、灭点 (平行线) 等结构可以同时从二维空间和三维空间中提取得到, 且目前基于“广义点”结构的摄影测量理论已经研究的相对成熟<sup>[16-17]</sup>。但是, 这一类方法应用到卫星影像与点云的配准中会遇到极大的困难, 因为两类数据尺度差异较大, 特征提取的重复性差, 如何从多模态数据中全自动提取这些结构, 并实现稳健可靠的匹配, 是一个极具挑战的任务。

2) 基于多模态匹配的方法<sup>[15]</sup>。将点云数据根据其高程 (或深度值) 或强度值 (激光回波强度) 按照一定的成像规则映射成图像, 与影像进行匹配, 得到“控制点”再进行配准运算。这一类方法可以在初始误差较大或没有初始几何关系的情况下实现配准。但多模态匹配的精度一般仅能达到像素级, 因此主要用于粗配准。

3) 迭代最近点<sup>[18]</sup> (iterative closest point, ICP) 配准。利用多视影像连接点构成的点云, 与激光点云在三维空间中进行迭代最近点配准, 可以在初始误差较小的情况下, 实现高精度配准。但是这一类方法依赖较好的初始配准模型。现代高分辨率遥感卫星影像初始定位精度一般能达到 5~10 m 水平, 可以满足 ICP 算法的应用要求。但是大部分应用场景中, 卫星影像因单层覆盖、交会角过小等因素不能满足立体测图条件, 导致无法在三维空间中实现配准。同时卫星影像与点云之间存在极大的数据规模不对称现象, 少量卫星影像可以覆盖极大范围的地区, 而同一地区的点云则具有极大的数据量, 导致点云数据的迭代遍历耗时极长, 且对存储系统的读写能力要求很高。

收稿日期: 2021-12-20

项目资助: 国家自然科学基金 (42030102, 42192583, 42001406); 中国博士后基金 (2020M672416)。

第一作者: 张永军, 博士, 教授, 主要从事航空航天摄影测量遥感一体化研究。zhangyj@whu.edu.cn

通讯作者: 万一, 博士, 副研究员。yi.wan@whu.edu.cn

针对上述问题，本文提出了一种基于线元素距离变换模型的卫星影像与激光点云配准方法（line distance-transformation registration, LDTR），通过提取点云数据中的显著轮廓线元素并投影到卫星影像的像方空间，与从卫星影像中提取的图像边缘线进行配准。LDTR 方法通过在局部图像空间中构建二维像平面的线元素距离变换模型，实现了“不显式构建同名关系”的迭代最近点“查找式”配准。这一策略显著提升了运算效率，因为距离变换模型提供了最近距离及其梯度的查找功能，避免在迭代过程中对每个线元素上的点进行最近点搜索。LDTR 方法通过“渐进式鲁棒求解”方法进行配准模型的估计，避免了线元素描述和匹配的不可靠。试验表明 LDTR 方法可以对具有 20~30 像素初始误差的配准任务进行稳定求解。目前，大多数光学卫星影像本身即可达到这一初始精度，即使初始精度不达标，也可以通过与公开的 Landsat 底图进行匹配和预纠正达到这一精度。上述特性，使得本文提出的 LDTR 方法在性能、精度和可靠性上具有极大优势，极具应用价值。

## 1 配准方法

LDTR 方法的基本流程如图 1 所示，主要包括两个步骤：(1)从两种模态数据中提取显著的线元素特征，然后将点云中提取的线元素映射到卫星影像的像方空间，构建距离变换模型；(2)利用距离变换模型查找线元素中每个点的距离和距离梯度，根据渐进式鲁棒求解方法构建全局优化问题，通过求解实现卫星影像 RPC 参数的优化，最终实现两类数据的高精度几何配准。

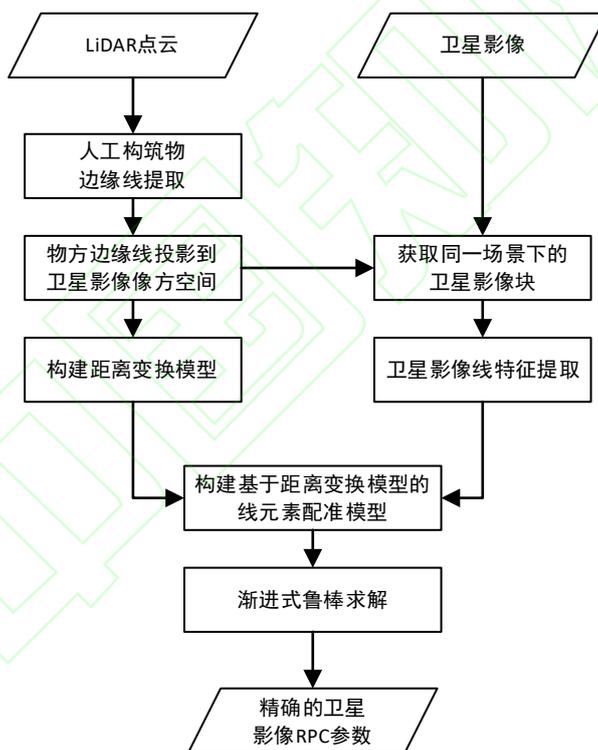


图 1 卫星影像与 LiDAR 点云的精配准流程

Fig.1 Fine Registration Process of the HRSIs and the LiDAR Point Clouds

### 1.1 两种模态数据的线元素提取

点云数据中易于提取的线元素一般位于人工构筑物中，如房屋、高架桥。这一类地物上的轮廓线一般可以通过平面分割<sup>[19]</sup>、边缘提取等方式获得。为了提升线元素提取效率，可以利用点云类别或语义信息进行辅助，将分割对象限定在人工构筑物上。点云数据分类信息的获取渠道有多种。部分点云数据本身带有分类信息。二维建筑物矢量数据、地表覆盖数据或高精度 DEM(digital elevation model)数据，也可以用于辅助获取点云数据中的建筑物。点云类别也可以通过监督分类获得，目前基于深度学习的点云数据分类已经得到了充分的发展，如随机森林<sup>[20]</sup>、PointNet++<sup>[21]</sup>、RandLA-Net<sup>[22]</sup>等模型可以适应超大范围的点云

数据分类。

LDTR 方法中点云线元素的获取和映射步骤如下：① 利用平面分割的方式获取点云中较为显著的平面，剔除竖面，如有分类信息，则仅保留房屋顶面上的显著平面；② 对每一个平面，将其三维点投影到该平面的二维平面空间中，通过二维凹包提取算法（2D Alpha-Shape）提取位于点集边缘轮廓线对应的激光点，从而实现物方三维空间中激光点云轮廓线的提取（图 2(c)）。③ 使用待配准卫星影像的初始 RPC 参数将三维轮廓线投影到卫星影像的像平面空间中，得到二维线轮廓线。

卫星影像中线元素可以采用边缘提取（如采用 Canny 算子<sup>[23]</sup>）、线段提取（如 LSD(line segment detector)算法<sup>[24]</sup>）等手段获取。在 LDTR 方法中，为了进一步提高运算效率，采取了场景化处理的方式，具体步骤为：① 在像方空间中存在较多“点云线元素”的位置进行局部场景采样，并获得局部场景内的点云线元素图像（图 2(e)）；② 对局部场景中的“点云线元素”构建距离变换模型（图 2(f)，详细步骤见 § 1.3）；③ 从局部场景的卫星影像中提取线元素，得到影像线元素图像（图 2(d)）。

LDTR 方法中，卫星影像与点云的配准即通过多个场景中点云线元素与影像线元素的二维配准实现，具体做法见后续章节。

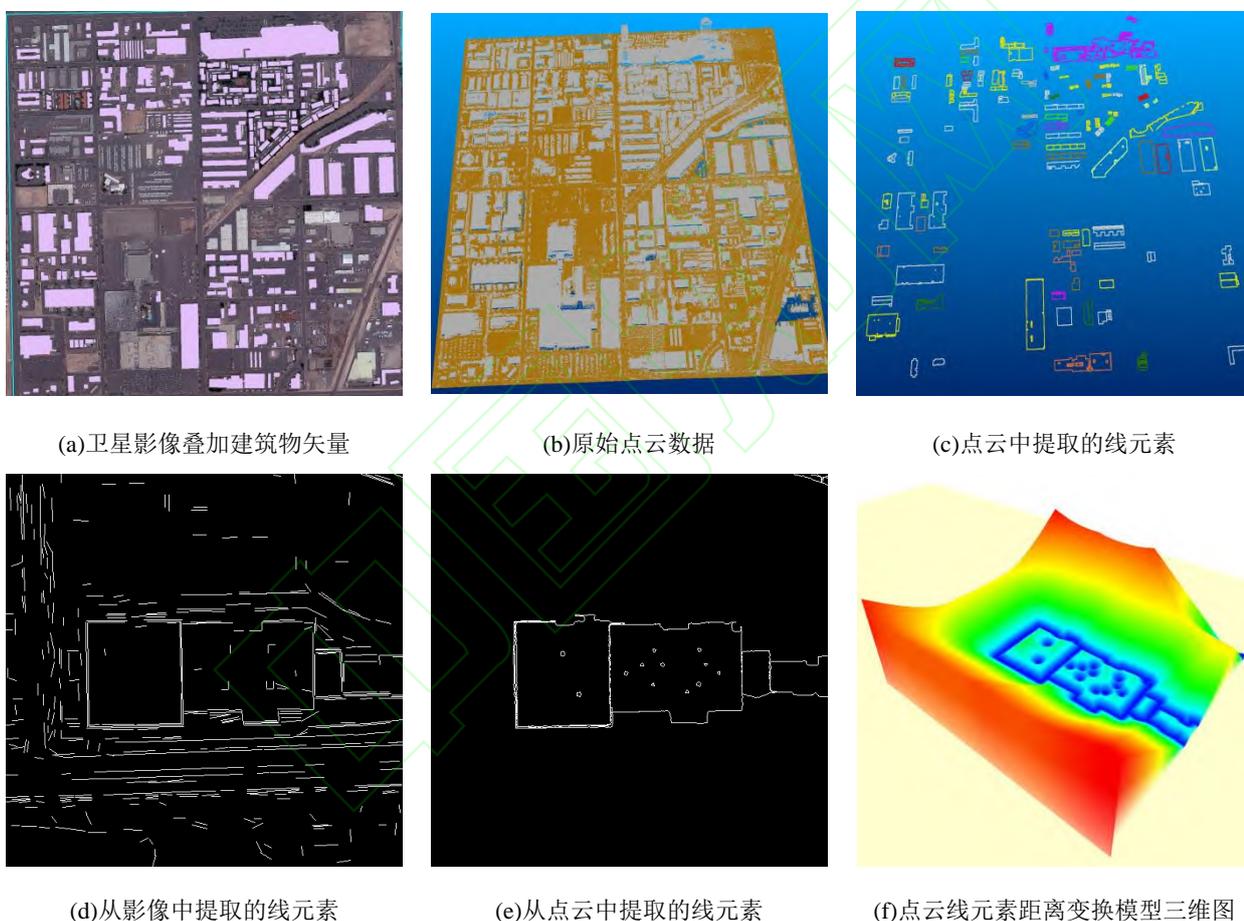


图 2 线元素提取结果及距离变换模型构建结果

Fig.2 Results of Line Elements Extraction and Distance Transformation Model Construction in Las Vegas

## 1.2 配准几何模型

由于卫星影像初始误差一般在 10~20 像素水平，点云线元素与影像线元素的配准可以通过二维迭代最近点实现。定义点云线元素图像为  $I_{las}$ ，影像线元素图像为  $I_{sat}$ ，定义图像中线元素对应的灰度值为 1，否则为 0，则位于线元素上的像点为：

$$\begin{aligned} P_{las} &= \{p_{las} \mid I_{las}(p_{las}) = 1\} \\ P_{sat} &= \{p_{sat} \mid I_{sat}(p_{sat}) = 1\} \end{aligned} \quad (1)$$

在常规迭代最近点配准中，两个点集均可用于遍历或最近点搜索。但在本文问题中，须采用遍历影像线元素，从点云线元素中搜索最近点的方式，因为点云中提取到的线元素更容易在卫星影像中找到同名关系，而反之不成立，影像中的线元素极可能位于地物色彩、亮度剧烈变化之处，无法从点云中获得。在迭代最近点求解中，每次求解得到一个新的仿射变换模型  $\mathbf{A}_i$ ，用于吸收初始 RPC 参数造成的配准误差，这一模型可以吸收外方位元素误差和卫星相机安置矩阵误差造成的配准误差，当卫星影像存在非线性畸变时，该模型也可以替换为对应的非线性的卫星影像像方补偿模型。仿射模型通过求解如下优化问题得到：

$$\mathbf{A}_i = \arg \min_{\mathbf{A}} \sum \left\| \mathbf{A} \cdot \mathbf{p}_{sat} - (\mathbf{p}_{las}^*)_{i-1} \right\|_2^2, \quad (2)$$

式中， $(\mathbf{p}_{las}^*)_{i-1}$  是点集  $P_{las}$  中距离  $\mathbf{A}_{i-1} \mathbf{p}_{sat}$  最近的点。通过在迭代中不断更新  $(\mathbf{p}_{las}^*)_{i-1}$  和  $\mathbf{A}_i$ ，最终可以实现精确的配准，然后在仿射变换模型的辅助下，利用原始 RFM 模型构建虚拟控制点格网，计算高精度的 RFM 模型，实现点云控制的卫星影像 RPC 参数精校正。

### 1.3 基于距离变换模型的配准方法

传统的 ICP 方法需要在每一次迭代中进行最近点搜索，虽然可以通过 k-d 树（k-dimensional 树）<sup>[25]</sup>等算法进行快速搜索，但是每次迭代中均需重新构建 k-d 树，运算效率难以优化。本文 LDTR 方法采用了新的基于距离变换模型<sup>[26]</sup>的搜索策略，不显式构建同名关系，避免了最近点搜索，同时也避免了构建 k-d 树的时间消耗。距离变换模型（如图 3 所示）是一张与线元素图像相同大小的图像，图中的每个像素值表示该点与距离最近的线元素点的距离。基于距离变换模型的数据配准过程，可以认为是像方线元素（图 2（d））在点云线元素构建的距离变换模型（如图 2（f）中的三维模型）中通过多次滑动，达到整体最低的位置，使得整体代价（像方线元素点对应的距离值平方和）最小的过程。

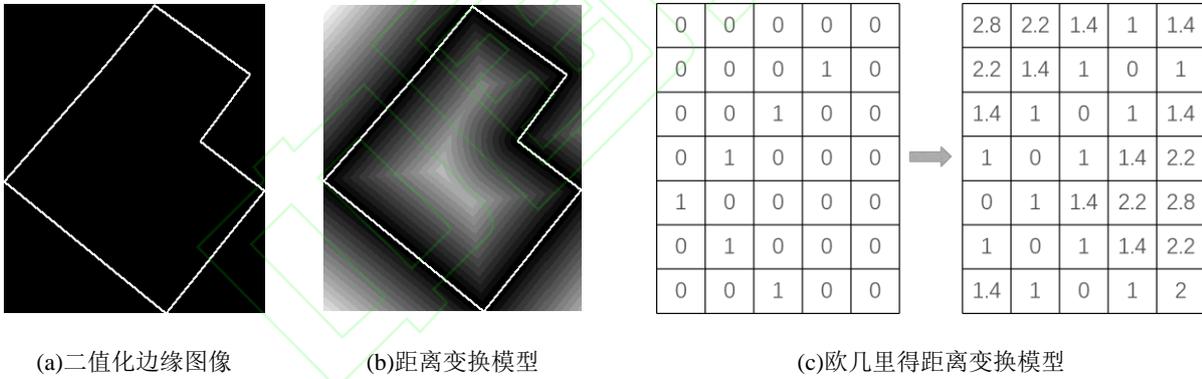


图 3 距离变换模型

Fig.3 Distance Transformation Model

可以发现，距离变换模型在迭代最邻近点的配准运算中，提供了一个观测值（最近点距离）和偏导数（最近点距离相对于像方  $x$  和  $y$  方向的变化率）的查找表，从而省去了最近点搜索的步骤，大大提升了运算效率。LDTR 方法采用场景化的配准方式，距离变换模型的构建限定在了场景以内。定义从第  $k$  个场景的点云线元素投影图  $(I_{las})_k$  中提取得到的距离变换模型为  $\mathbf{D}_k$ ，则式（2）中的配准模型求解问题可以写成如下形式：

$$\mathbf{A} = \arg \min \sum_k \sum (D_k(\mathbf{A} \cdot \mathbf{p}_{sat}))^2, \quad (3)$$

式中， $\mathbf{D}_k(\cdot)$  表示距离变换模型  $\mathbf{D}_k$  中某位置的距离值。优化模型（3）是一个非线性模型，需要通过高斯牛顿法迭代求解，定义：

$$F(\mathbf{A}) = \sum_k \sum_i (\mathbf{D}_k(\mathbf{A}(\mathbf{p}_{sat})_i))^2, \quad (4)$$

对  $F(\mathbf{A})$  线性化后，得到的线性方程组为：

$$\mathbf{0}_{N \times 1} = \boldsymbol{\varepsilon}_{N \times 1} + \mathbf{J}_{N \times 6} \Delta \mathbf{A}_{6 \times 1}, \quad (5)$$

式中， $N$  表示用于配准的卫星影像线元素中点的总数； $\boldsymbol{\varepsilon}_{N \times 1}$  是常量，表示用上一次迭代得到的仿射变换模型对  $\mathbf{p}_{sat}$  点进行转换后，从距离变换模型  $\mathbf{D}$  中内插得到的距离值； $\Delta \mathbf{A}_{6 \times 1}$  是仿射变换模型参数的改正值，为迭代中待求解的未知数； $\mathbf{J}_{N \times 6}$  是系数矩阵，其求解方法为利用复合函数求导原理：

$$\mathbf{J}_i = \begin{bmatrix} (\nabla \mathbf{D}_k)_x & (\nabla \mathbf{D}_k)_y \end{bmatrix}_{1 \times 2} \begin{bmatrix} \partial x / \partial \mathbf{A} \\ \partial y / \partial \mathbf{A} \end{bmatrix}_{2 \times 6}, \quad (6)$$

式中， $(\nabla \mathbf{D}_k)_x$  和  $(\nabla \mathbf{D}_k)_y$  分别为距离变换模型  $\mathbf{D}_k$  在像点  $(x, y)$  处的梯度； $\partial x / \partial \mathbf{A}$  和  $\partial y / \partial \mathbf{A}$  为仿射变换过程  $\begin{bmatrix} x & y \end{bmatrix}^T = \mathbf{A} \begin{bmatrix} x_0 & y_0 \end{bmatrix}^T$  偏导数。在 LDTR 算法中，距离变换模型  $\mathbf{D}_k$  的梯度也可以直接从模型中求得。

#### 1.4 鲁棒配准

由于线元素提取原理的差异，两种模态中提取的线元素差异极大（对比图 2(d)和图 2(e)），重复性较差。在配准运算中，大量非同名线元素会成为“噪声”或“粗差”对配准造成干扰，因此需要通过鲁棒配准求解，避免这一类噪声的影响。LDTR 方法采用了文献[27]中提出的渐进式鲁棒求解算法对配准模型进行求解，即在第  $i$  次配准迭代中，求解如下优化模型：

$$\mathbf{A} = \arg \min \sum_k \sum_i \rho(\mathbf{D}_k(\mathbf{A}(\mathbf{p}_{sat})_i), \alpha, \beta), \quad (7)$$

式（7）中采用了鲁棒求解的惩罚函数：

$$\rho(r, \alpha, \beta) = \begin{cases} \frac{\beta^2}{2} \ln(1 + (\frac{r}{\beta})^2) & \alpha = 0 \\ \frac{\beta^2}{\alpha} ((1 + (\frac{r}{\beta})^2)^{\frac{\alpha}{2}} - 1) & \alpha \neq 0 \end{cases}, \quad (8)$$

式中， $r$  是残差； $\alpha$  为鲁棒求解模型中的渐进式调整参数； $\beta$  是鲁棒求解模型中的固定参数，反映了残差的平均水平，与观测值的先验精度有关。其中， $\alpha$  决定了模型的鲁棒性，当  $\alpha = 2$  时，模型（7）与模型（3）等价，即求解不具备鲁棒性；当  $\alpha < 2$  时， $\alpha$  越小，求解模型的鲁棒性越强。在实际迭代求解中，模型（7）可以转化为一个带权平差模型，即在第  $j$  次迭代中，用最小二乘求解如下模型：

$$\mathbf{0} = \boldsymbol{\varepsilon}_{j-1} + \mathbf{J}_j \Delta \mathbf{A}_j, \quad \mathbf{P}_j \quad (9)$$

其中， $\mathbf{P}_j = \text{diag}(w_{i,j})$  为权矩阵，是一个对角线矩阵，表示第  $i$  个观测值  $\mathbf{D}_k(\mathbf{A}(\mathbf{p}_{sat})_i)$  的权：

$$w_{i,j} = w(r_{i,j-1}, \alpha_j, \beta) = \begin{cases} \frac{\beta^2}{\beta^2 + r_{i,j-1}^2} & \alpha_j = 0 \\ (1 + (\frac{r_{i,j-1}}{\beta})^2)^{\frac{\alpha_j}{2} - 1} & \alpha_j \neq 0 \end{cases}, \quad (10)$$

式中， $r_{i,j-1} = \mathbf{D}_k(\mathbf{A}_{j-1}(\mathbf{p}_{sat})_i)$  为第  $j-1$  次迭代中第  $i$  个点的残差，假设点  $\mathbf{p}_{sat}$  位于第  $k$  个格网图像中； $\alpha_j$  为第  $j$  次迭代中的鲁棒求解参数，一般在迭代过程中均匀下降，即  $\alpha_j = \alpha_{j-1} - \tau$ 。 $\alpha$  的初值一般定为一个小于 2 的数值，每次迭代中  $\alpha$  的减小量  $\tau$  一般设为一个 0~1 之间的正数。

结合渐进式鲁棒求解算法，基于距离变换模型的 LDTR 配准方法的求解过程如下：

## 算法 1 基于距离变换模型的 LDTR 配准算法

输入：观测值  $D_k(A(p_{sat})_i)$

输出：模型  $A$  的参数  $\delta$

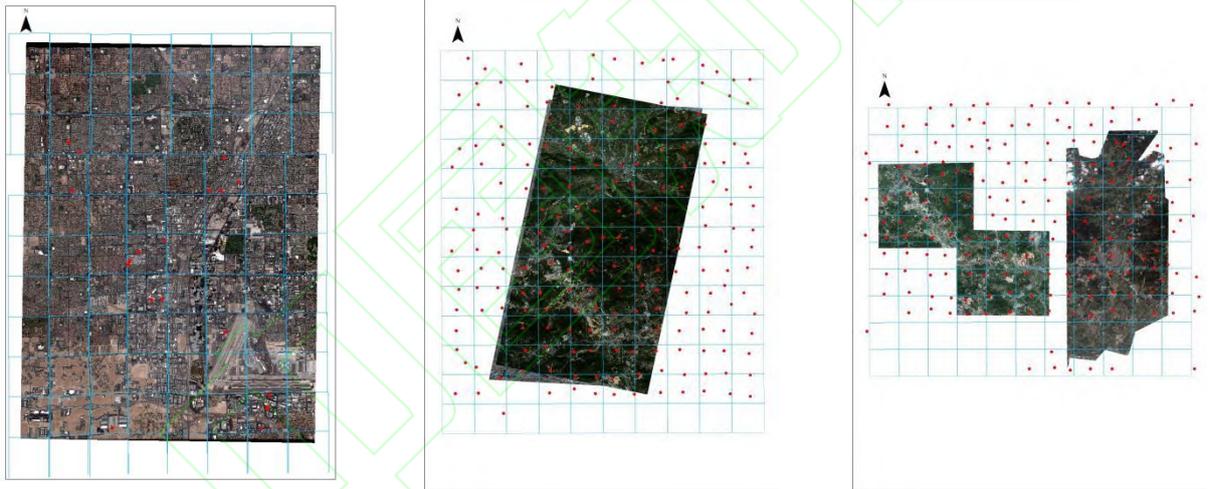
算法流程如下：

- ①初始化参数：  $w = w^{(0)}, A = A^{(0)}, \alpha^{(0)} = 1.5, \beta = 2, \tau = -0.03$ ;
- ②while  $\alpha > -1$  do
- ③ 更新变量：通过求解优化模型(9)估计参数  $A^k$ ;
- ④ 更新权重：根据边缘点对应的距离残差  $r_{i,j-1} = D_k(A_{j-1}(p_{sat})_i)$ ，通过公式(10)计算权重参数  $w_{i,j}$ ;
- ⑤ 渐进式调整参数  $\alpha$ ：  $\alpha_j = \alpha_{j-1} - \tau$ ;
- ⑦end while
- ⑧  $A = A^{(i)}$  并输出  $A$

## 2 试验验证

### 2.1 试验数据

为了测试 LDTR 方法的效果和性能，本文选取了 3 个测区进行试验，其中测区一位于美国内华达州拉斯维加斯市，测区二、三位于中国广东省广州市，示意图如图 4 所示，图中的蓝色方块示意点云数据，红色点为检查点。



(a)测区一：GeoEye-2 影像分布图

(b)测区二：高分七号影像分布图

(c)测区三：WorldView-3 影像分布图

图 4 测区分布

Fig.4 Distribution of Test Area

测区一的卫星影像来源于 GeoEye-2 卫星，获取于 2014 年，分辨率为 0.5 m，覆盖了美国内华达州拉斯维加斯市中心地区，建筑物主要为规则排列的独栋居民房、大型商业用地和在建工地等，植被稀少，利于建筑物提取。该地区点云来自美国 3DEP 项目，获取于 2016 年，其精度和密度达到 3DEP 产品的 QL1 标准，即高程精度（中误差）优于 10 cm，平面精度优于 35 cm，点密度大于 8 个点每平方米（不考虑航带重叠）。该测区的检查点为作业员从原始 3DEP 点云中选择的房角、道路交叉处等显著位置的 20 个物方控制点，和在 GeoEye-2 影像中刺的物方控制点对应的像点。

测区二、三分别使用了高分七号影像和 WorldView-3 影像与点云进行配准。其中高分七号卫星是一个立体观测卫星，其前视影像的俯仰角约为  $25^\circ$ 、分辨率约为 0.8 m，后视影像的俯仰角约为  $-5^\circ$ 、分辨率约为 0.65 m。本次试验所用的高分七号卫星影像获取于 2021 年 3 月，WorldView-3 卫星影像获取于 2020 年，分辨率为 0.5 m。测区二、测区三的点云数据由 VQ-1560I 激光航摄影仪和 ALS80 激光航摄影仪获取得到，获取时间为 2018—2019 年，每航线点云密度在 2.5~3.7 个点每平方米，航线旁向重叠度一般为

20%，经过 GPS-RTK 外业实测点进行质量检查验证，这一批次的点云数据平面精度优于 0.25 m，高程精度优于 0.2 m。外业实测点还用于评价广东测区中卫星影像与点云数据的配准精度。

## 2.2 配准参数设置和试验方法

本文试验中，需要人工设置的参数主要有：

1)建筑物分类参数：三组试验均采用二维建筑物矢量数据辅助建筑物点云提取，避免因矢量的位置误差导致建筑物不完整切分，将矢量数据中建筑物覆盖范围外扩半径设为 2 m；

2)点云线元素提取参数：LDTR 方法中采用了文献[19]中基于对立推理的算法提取点云中的显著平面，该方法无须人工设置参数。LDTR 方法采用了 Alpha-Shape 方法提取平面边界，该算法最重要的参数就是 Alpha 半径，该值设的过小会导致过分割，出现锯齿的边缘，过大会导致屋顶的凹角处被拉平，设置时需要参考点间距和影像分辨率等因素。测区二、三的点云数据平均点间距约为 0.7 m，且不同方向的点间距差异较小，因此 Alpha 值设置为 0.6 m。测区一的点云数据平均点间距约为 0.3 m，但点间距在不同方向差异较大，扫描线方向仅为 0.1~0.2 m，而垂直扫描线方向约为 0.5~0.7 m，因此 Alpha 值设置为 0.5 m。

3)鲁棒求解参数：鲁棒求解的参数有 3 个，鲁棒性控制参数  $\alpha$  的初值  $\alpha^{(0)}$ 、增量  $\tau$  和残差归一化参数  $\beta$ 。根据文献[24]的理论， $\alpha$  值决定了求解模型的鲁棒程度，当  $\alpha = 2$  时，观测值等权，求解模型最不鲁棒，在  $\alpha$  从 2 逐渐减小的过程中，求解模型鲁棒性不断上升，大误差观测值会得到越来越小的权重，最终得到精确的解。由于卫星影像本身具有相对较高的初始精度（定位误差一般仅有 3~20 m），因此本文试验中， $\alpha$  的起点不设为 2，而是 1.5，即在配准刚开始的时候就采用带有鲁棒性的求解模型，规避噪声的影响，同时  $\alpha$  的终点设为 -1，即当  $\alpha$  减少至 -1 以下，停止迭代。由于 LDTR 方法没有显式构建同名关系，需要通过多次迭代的方式收敛，因此  $\alpha$  的改正值  $\tau$  设为 -0.03，使迭代次数达到 80 次以上，保证配准的收敛。残差的归一化参数  $\beta$  根据同名轮廓线的提取精度进行设置，本文设置为 2 像素。

试验采用了物方控制点对每一景卫星影像点云控制配准后的 RPC 参数以及外业控制点直接修正的 RPC 参数进行了精度评价，评价方式是将控制点物方坐标通过 RFM 模型投影到像方，得到其与人工量测像点的坐标差，然后统计坐标差的均值和中误差。

作为对比，本文采用基于多模态匹配的配准方法与 LDTR 方法进行对比。在基于多模态匹配的方法中，先将点云数据转化为 0.5 m 分辨率的 DSM，与卫星影像进行 RIFT<sup>[15]</sup>算法匹配，得到控制点对 RFM 模型进行参数修正，并采用同一组人工检查点进行精度检查。本文还对两种方法的效率和性能进行了分析，试验所用的计算机是 Dell-Precision-7550 移动工作站。

## 2.3 拉斯维加斯测区的配准结果与分析

表 1 给出了 LDTR 方法和 RIFT 多模态匹配方法对拉斯维加斯点云数据与 GeoEye-2 影像进行配准的精度。LDTR 配准方法在  $x$  方向和  $y$  方向的检查点中误差达到了 0.65 像素和 0.74 像素。而基于 RIFT 匹配点的配准中，检查点在  $x$  方向和  $y$  方向的中误差分别为 0.65 像素和 1.36 像素，其配准精度显著低于本文方法。作为对照，表 1 还给出了检查点直接纠正的精度，即将检查点作为控制点纠正 RPC 后，检查点的投影残差均方根。检查点直接纠正精度约为 0.4~0.5 像素，与之相比，LDTR 法配准精度仅下降了约 0.2 像素，而 RIFT 法配准精度在  $x$  方向下降了约 0.2 像素， $y$  方向下降了约 0.8 像素，差距明显。

表 1 测区一 LDTR 与 RIFT 方法的配准精度对比

Tab.1 Comparison of Registration Accuracy Between LDTR and RIFT Methods in Test Area One

影像	方向	配准精度 (像素 / m)		对照精度 (像素 / m)	
		LDTR	RIFT	原始 RPC 精度	检查点纠正精度
po_612475	$x$	0.65 / 0.32	0.65 / 0.32	5.56 / 2.78	0.46 / 0.23
	$y$	<b>0.74 / 0.37</b>	1.36 / 0.68	1.24 / 0.62	0.55 / 0.28

为了从算法性能和实用性上进行评价，本文还对两种技术流程的运行时间和占用空间进行了对比（见表 2）。其中，基于 RIFT 匹配的方法需要先将与 GeoEye-2 影像有重叠的 88 个点云文件（\*.laz 文件，共约 50 GB）转化为 0.5 m 分辨率的 DSM(digital surface model)数据，这一步骤耗时超过 11 h，产生的 DSM 占用了硬盘空间约 3.73 GB，该步骤采用 ArcGIS 软件的点云工具集完成。对 GeoEye-2 影像进行 RIFT 匹配用时约 30 min，该步骤采用了多线程技术。而采用本文提出的 LDTR 方法配准时，在矢量数据的辅助下进行点云线元素提取用时约 3.5 h，提取得到的三维线元素数据约 183 MB，而线元素投影、距离变换模型构建、迭代配准用时共约 3 h。

表 2 LDTR 配准方法与 RIFT 匹配配准方法的性能对比

Tab.2 Performance Comparison Between RIFT Matching Registration Method and LDTR Registration Method

性能	LDTR 配准方法	基于 RIFT 匹配的配准方法
预处理用时/s	12 610（在矢量数据的辅助下提取点云文件中的建筑物顶面边缘线元素）	41 460（采用 ArcGIS 工具将点云文件转化并合成为一个完整的 DSM 影像）
中间成果文件大小/	183 MB（点云线元素文件）	3.73 GB（0.5 m 分辨率 DSM）
配准用时/s	186（构建距离变换模型用时 65 s，配准运算用时 121 s）	1 805（主要用于 RIFT 匹配）

可见，与基于 RIFT 匹配的技术流程相比，LDTR 方法具有更高的配准精度、更少的运算时间、更高的特征数据压缩率（基于多模态匹配的压缩比为 3.73 GB/50 GB，约 7.5%，LDTR 配准方法的特征压缩比为 183 MB/50 GB，约 0.3%）。在实际生产作业过程中，更小的特征数据压缩率可以显著降低配准运算中对存储系统的要求。因此，在实现更大范围的卫星影像与 LiDAR 点云配准，乃至在研究点云数据控制的卫星影像区域网平差时，本文提出的 LDTR 配准方法具有运算效率高、占据存储空间少，配准精度高等优势。

为了进一步验证本文方法对初始精度的要求，本文还对拉斯维加斯的 GeoEye-2 影像进行了虚拟初始误差试验，给卫星影像分别在垂轨方向和沿轨方向添加系统误差，观察本文方法的收敛性，试验结果如图 5 所示，可以发现向 sample 方向添加-40~30 像素的初始误差，或向 Line 方向添加-20~20 像素的初始误差，配准后的检查点反投影平面精度可以达到 1 像素以内。这一结果说明 LDTR 方法在对初始精度优于 10 m 的影响进行精配准时，不需要对影像进行粗配准，目前，主流亚米级高分辨率卫星影像均可以达到这一精度。对于精度更差的影像，则可以通过公开的参考数据<sup>[27]</sup>（如底图、矢量）等数据对影像进行粗纠正，再使用 LDTR 方法进行精配准。

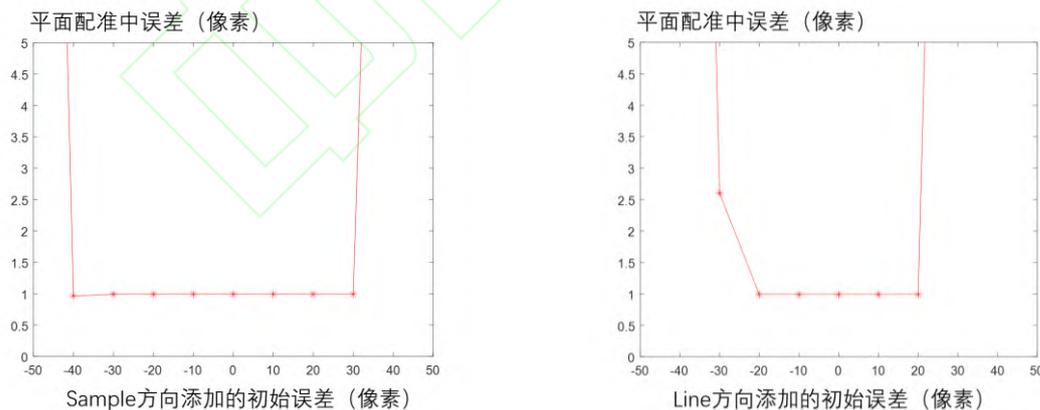


图 5 向垂轨 (Sample) 方向和沿轨 (Line) 方向分别添加初始误差后的 LDTR 配准精度

Fig.5 LDTR Registration Accuracy After Initial Errors are Added to Sample Direction and Line Direction Respectively

## 2.4 广东测区的配准结果与分析

表 3 和表 4 分别给出了广东省两个测区 LDTR 与 RIFT 两种方法的配准精度，配准中误差给出了以像素为单位的数值和以米为单位的等效值。作为对比，同样给出了检查点校正精度和 RPC 初始精度。

表 3 测区二 LDTR 与 RIFT 方法的配准精度对比

Tab.3 Comparison of Registration Accuracy Between LDTR and RIFT Methods in Test Area Two

影像	方向	配准精度 (像素 / m)		对照精度 (像素 / m)	
		LDTR	RIFT	原始 RPC 精度	检查点纠正精度
高分七号后视	x	0.87 / 0.57	<b>0.82 / 0.53</b>	11.01 / 7.16	0.78 / 0.51
E113.5_N23.3	y	<b>1.05 / 0.68</b>	1.09 / 0.71	8.74 / 5.68	0.99 / 0.64
高分七号前视	x	<b>0.95 / 0.76</b>	0.98 / 0.78	9.11 / 7.29	0.77 / 0.62
E113.5_N23.3	y	<b>0.82 / 0.66</b>	0.83 / 0.66	1.49 / 1.19	0.81 / 0.65
高分七号后视	x	<b>1.17 / 0.76</b>	1.35 / 0.88	12.01 / 7.81	1.06 / 0.69
E113.5_N23.5	y	<b>1.06 / 0.69</b>	1.23 / 0.80	7.51 / 4.88	0.91 / 0.59
高分七号前视	x	1.04 / 0.85	<b>1.01 / 0.81</b>	14.40 / 11.52	0.88 / 0.70
E113.5_N23.5	y	<b>1.01 / 0.81</b>	1.03 / 0.82	10.61 / 8.49	0.87 / 0.70

由表 3 可知, 在对两个高分七号立体像对与 LiDAR 点云进行配准时, LDTR 方法的配准中误差达到了 0.8~1.2 像素 (0.5~0.8 m) 水平, 而基于 RIFT 多模态匹配的方法配准中误差达到了 0.8~1.4 (0.5~0.9 m) 像素水平, LDTR 法精度较 RIFT 法略有优势。

表 4 测区三 LDTR 与 RIFT 方法的配准精度对比

Tab.4 Comparison of Registration Accuracy Between LDTR and RIFT Methods in Test Area Three

影像	方向	配准精度 (像素 / m)		对照精度 (像素 / m)	
		LDTR	RIFT	原始 RPC 精度	检查点纠正精度
20NOV-1515	x	<b>0.73 / 0.37</b>	1.46 / 0.73	7.09 / 3.55	0.63 / 0.31
	y	<b>1.14 / 0.57</b>	1.69 / 0.85	5.85 / 2.93	0.54 / 0.27
20NOV-1521	x	<b>0.80 / 0.40</b>	0.97 / 0.49	2.98 / 1.49	0.53 / 0.27
	y	<b>1.15 / 0.58</b>	1.60 / 0.80	7.27 / 3.64	0.58 / 0.24
20MAR-0132	x	<b>0.73 / 0.37</b>	0.91 / 0.46	6.43 / 3.21	0.61 / 0.31
	y	1.25 / 0.63	<b>1.18 / 0.59</b>	5.89 / 2.95	0.77 / 0.39

由表 4 可知, 在对三景 WorldView-3 影像与点云进行配准时, LDTR 方法配准中误差在表中的前两幅影像中显著优于基于 RIFT 多模态匹配的方法。控制点直接纠正 RPC 参数的残差中误差为 0.5~0.8 像素 (0.2~0.4 m) 水平, 而 LDTR 方法的中误差达到了 0.8~1.2 像素 (0.4~0.6 m) 水平, 基于 RIFT 的多模态匹配配准方法中误差达到了 0.9~1.7 像素 (0.4~0.8 m) 水平。

结合表 1、表 3 和表 4 中的配准精度数据, 可以发现使用 LDTR 法进行配准时, 影响配准精度的要素主要有云点密度、卫星影像分辨率和内部检校精度。对于测区一, 点云间距 (约 0.2~0.3 m) 小于影像分辨率, 因而配准精度主要受到影像分辨率影响, LDTR 法精度达到约 0.6 像素水平, 与影像线元素提取精度相当; 对于测区二, 检查点纠正精度在 0.8~1.2 像素水平, 显著高于测区一和测区三的 0.4~0.6 像素水平, 因此可以推测试验采用的高分七号影像存在一定的内部畸变, 而配准精度会受到内部畸变影响, 因此 LDTR 法和 RIFT 法的精度均接近检查点纠正精度, 难以进一步提高; 对于测区三, 影像分辨率为 0.5 m, 但点云平均间距约为 0.7 m, 配准精度主要收到点云密度制约, LDTR 法的配准精度约为 0.4~0.6 m 水平, 与从点云中提取建筑物轮廓线的精度相当。试验结果表明, 三种因素的任意一种成为影响配准精度的主要因素时, LDTR 法均可以得到接近精度上限的配准结果。

对两种配准方法的运行时间和占用空间进行估计, 测区二两个高分七号立体像对 RIFT 匹配数据预处理总共花费 8 个多小时, 占用空间 8.95 GB, 配准花费 1 h; 测区三三景 WorldView-3 影像 RIFT 匹配数据预处理总共花费 4.5 h, 占用空间 6.67 GB, 配准花费 47 min。而利用 LDTR 配准方法进行预处理, 测区二花费 2 h, 测区三花费 1.5 h, 占用空间都不到 100 MB, 配准用时约为 25 s。由此证明, 本文提出的 LDTR 配准方法, 在高分七号、WorldView-3 与 LiDAR 点云配准时的几何配准精度可以达到甚至优于 1 像素精度水平, 配准效率也大幅提升。

### 3 结语

卫星影像与点云两种模态的数据可以分别对地物的物理属性和空间属性进行观测, 二者的融合有力地推动了遥感数据解译工作的自动化。为了实现两种模态数据的快速、精确配准, 本文提出了一种基于线元素距离变换模型的配准方法, 以点云为控制源, 将点云中的建筑物边缘等典型线元素通过卫星影像的初始 RPC 参数投影到像方空间, 与卫星影像中的线元素进行迭代最近点配准, 从而通过 RPC 参数精校正的方

式实现几何配准。本方法采用了距离变换模型作为迭代最邻近点搜索的查找表，从而极大地提高了运算效率。本方法在最近点迭代的同时，采用了最新的渐进式鲁棒求解策略，从而在噪声极多的情况下保证了配准的鲁棒性。试验结果表明，本文提出的方法能将两类数据的配准精度从多模态匹配流程的 1.5 个像素水平提高到 1 个像素水平，并兼具更快的处理性能和更小的存储空间。

目前，本文提出的方法只能解决单景卫星影像与激光点云数据的配准问题，且无法对缺乏线元素的地区进行稳定配准（如沙漠、森林等无人区），仍需在本文方法的基础上研究点云线元素控制的光学卫星影像区域网平差方法，才能实现超大规模点云数据与超大范围卫星影像的鲁棒配准。

## 参考文献

- [1] Wong A, Orchard J. Efficient FFT-Accelerated Approach to Invariant Optical - LIDAR Registration[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2008, 46(11): 3917-3925
- [2] Kim C, Habib A. Object-based Integration of Photogrammetric and LiDAR Data for Automated Generation of Complex Polyhedral Building Models[J]. Sensors, 2009, 9(7): 5679-5701
- [3] Mastin A, Kepner J, Fisher J. Automatic Registration of LIDAR and Optical Images of Urban Scenes[C]//2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE, 2009: 2639-2646
- [4] 姚春静. 机载 LiDAR 点云数据与遥感影像配准的方法研究[D]. 武汉大学, 2010
- [5] Barsai G, Yilmaz A, Nagarajan S, et al. Registration of Images to LiDAR and GIS Data Without Establishing Explicit Correspondences[J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 2017, 83(10): 705-716
- [6] Lahat D, Adali T, Jutten C. Multimodal Data Fusion: An Overview of Methods, Challenges, and Prospects[J]. Proceedings of the IEEE, 2015, 103(9): 1449-1477
- [7] Advanced Remote Sensing: Terrestrial Information Extraction and Applications[M]. Academic Press, 2019.
- [8] Gruen A, Akca D. Least Squares 3D Surface and Curve Matching[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2005, 59(3): 151-174
- [9] Akca D. Matching of 3D Surfaces and Their Intensities[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2007, 62(2): 112-121
- [10] Habib A F, Shin S, Kim C, et al. Integration of Photogrammetric and LiDAR Data in a Multi-primitive Triangulation Environment[M]//Innovations in 3D Geo Information Systems. Berlin, Heidelberg:Springer, 2006: 29-45
- [11] Shorter N, Kasparis T. Autonomous Registration of LiDAR Data to Single Aerial Image[C]//IGARSS 2008-2008 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. IEEE, 2008, 5: V-216-V-219
- [12] Aldelgawy M, Datchev I D, Habib A F. Alternative Procedures for the Incorporation of LiDAR-derived Linear and Areal Features for Photogrammetric Geo-Referencing[C]//Proceedings of the American Society for Photogrammetry and Remote Sensing (ASPRS) Annual Conference, Portland, OR, USA. 2008, 28
- [13] Zheng S, Huang R, Zhou Y. Registration of Optical Images with LiDAR Data and Its Accuracy Assessment[J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 2013, 79(8): 731-741
- [14] Huang R, Zheng S, Hu K. Registration of Aerial Optical Images with LiDAR Data Using the Closest Point Principle and Collinearity Equations[J]. Sensors, 2018, 18(6): 1770-1770
- [15] Li J, Hu Q, Ai M. RIFT: Multi-modal Image Matching Based on Radiation-Variation Insensitive Feature Transform[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2019, 29: 3296-3310
- [16] Zhang Zuxun, Zhang Jianing. Generalized Point Photogrammetry and Its Application[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2005, 30(1):1-5 (张祖勋, 张剑清. 广义点摄影测量及其应用[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2005, 30(1):1-5)
- [17] Zhang Yongjun, Hu Binghua, Zhang Jianqing. Relative Orientation Based On Multiple Conjugate Features[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2011, 40(2):194-199 (张永军, 胡丙华, 张剑清. 基于多种同名特征的相对定向方法研究[J]. 测绘学报, 2011, 40(02):194-199)

- [17] Chetverikov D, Svirko D, Stepanov D, et al. The Trimmed Iterative Closest Point Algorithm[C]//Object Recognition Supported by User Interaction for Service Robots. IEEE, 2002, 3: 545-548
- [18] Zhu X, Liu X, Zhang Y, et al. Robust 3-D Plane Segmentation from Airborne Point Clouds Based on Quasi-Contrario Theory[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2021, 14: 7133-7147
- [19] Breiman L. Random Forests[J]. Machine Learning, 2001, 45(1): 5-32
- [20] Qi C R, Yi L, Su H, et al. Pointnet++: Deep Hierarchical Feature Learning on Point Sets in a Metric Space[J]. arXiv preprint arXiv:1706.02413, 2017
- [21] Hu Q, Yang B, Xie L, et al. Randla-net: Efficient Semantic Segmentation of Large-Scale Point Clouds[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2020: 11108-11117
- [22] Canny J. A Computational Approach to Edge Detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986, 8 (6): 679-698
- [23] Von Gioi R G, Jakubowicz J, Morel J M, et al. LSD: A Line Segment Detector[J]. Image Processing on Line, 2012, 2: 35-55
- [24] Bentley J L. Multidimensional Binary Search Trees Used for Associative Searching[J]. Communications of the ACM, 1975, 18(9): 509-517
- [25] Fabbri R, Costa L D F, Torelli J C, et al. 2D Euclidean Distance Transform Algorithms: A Comparative Survey[J]. ACM Computing Surveys (CSUR), 2008, 40(1): 1-44
- [26] Li J, Zhang Y, Hu Q. Robust Estimation in Robot Vision and Photogrammetry: A New Model and Its Applications[J]. ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2021, 1: 137-144
- [27] Zhang Zuxun, Tao Pengjie. An Overview on "Cloud Control" Photogrammetry in Big Data Era[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2017, 46(10): 1238-1248 (张祖勋,陶鹏杰.谈大数据时代的“云控制”摄影测量[J].测绘学报, 2017, 46(10): 1238-1248)

## Registration of the HRSIs and the LiDAR point clouds based on the distance transformation model

ZHANG Yongjun<sup>1</sup> HONG Weichen<sup>1</sup> WAN Yi<sup>1</sup>

<sup>1</sup> School of Remote Sensing and Information Engineering, Wuhan University, Wuhan 430079, China

**Abstract: Objectives:** High resolution satellite images (HRSIs) can provide spectral characteristics observation information of ground objects at low cost and high frequency, while Light Detection and Ranging (LiDAR) point clouds can provide fine geometric structure. The fusion of two kinds of data can realize complementary advantages, and further improve the accuracy and automation of ground object classification and information extraction. The realization of geometric registration with sub-pixel accuracy is the premise of two kinds of data fusion. **Methods:** In this paper, a fast registration method based on line element distance transformation model is proposed. The point clouds are used as the control source, and the typical line elements such as building edges in the point clouds are projected into the image space through the initial RPC parameters of the satellite image, and the iterative closest point registration is carried out with the line elements in the satellite image, so as to achieve geometric registration by means of refining RPC parameters. In this method, the distance transformation model is used as the search table of the iterative closest point, which greatly improves the operation efficiency. Furthermore, the latest progressive robust solution strategy is adopted at the same time of the closest point iteration, so as to ensure the robustness of

registration in the case of too much noise. In this paper, registration experiments are carried out on GeoEye-2 data, Gaofen-7 data, WorldView-3 data with LiDAR point clouds data. **Results:** The results proves that the proposed method can achieve a registration accuracy of 0.4-0.7 m on three kinds of images by using the GCPs which are accurately measured and the operator's internal control points as checkpoints. **Conclusions:** It is significantly better than the strategy of mapping point clouds to 2D image and then registering through multi-mode matching.

**Key words:** Satellite images; LiDAR point clouds; Geometric registration; Distance transformation model; Robust solution

**First author:** ZHANG Yongjun, PhD, professor, specialized in photogrammetric and remote sensing integrated processing of aerial and space data. zhangyj@whu.edu.cn

**Corresponding author:** WAN Yi, PhD, Associate Researcher, yi.wan@whu.edu.cn

**Foundation support:** the National Natural Science Foundation of China(42030102, 42192583, 42001406); China Postdoctoral Science Foundation (2020M672416).

