无人机机载激光雷达系统航带拼接方法研究

赵大伟1.2 裴海龙1.2 丁 洁1.2 张 铖1.2

¹华南理工大学自主系统与网络控制教育部重点实验室,广东广州 510640 ²华南理工大学自动化科学与工程学院,广东广州 510640

摘要为了减少机载激光雷达(LiDAR)系统中系统误差和随机误差造成的航带间三维(3D)空间偏移,提高数据精度, 选取基于数据驱动的"六参数"航带平差方法,实现无人机机载激光雷达系统的航带拼接。在分析了机载激光扫描 系统的数据特征的基础上利用改进的 3D 正态分布变换(3D-NDT)进行航带配准,得到航带间的变换关系参数。通 过具体实验对常见的迭代最近点(ICP)算法与 3D 正态分布变换算法进行比较,验证了该方法实现航带拼接,具有速 度快、精度高、稳健性好等特点,非常适合于工程实际应用。 关键词 激光光学;激光雷达;航带平差;正态分布变换;点云配准

中图分类号 TN958.98 文献标识码 A doi: 10.3788/CJL201542.0114002

Research of the Unmanned Plane Airborne Lidar System Strip Stitching Method

Zhao Dawei^{1,2} Pei Hailong^{1,2} Ding Jie^{1,2} Zhang Cheng^{1,2}

¹Ministerial Key laboratory of Autonomous Systems and Network Control, South China University of Technology,

Guangzhou, Guangdong 510640, China

²College of Automation Science and Engineering, South China University of Technology, Guangzhou, Guangdong 510640, China

Abstract In order to avoid the misregistration in three-dimensional (3D) space between flight strips caused by the system error and random error in airborne light detection and ranging (LiDAR) and improve the data accuracy, a data-driven "six parameters" strip adjustment method is selected for the realization of airborne LiDAR system strips registration. An improved 3D normal distributions transform (3D-NDT) is used for the registration of strips to obtain the transformation parameters between the strips on the basis of the analysis of the data of LiDAR. A detailed comparison between the popular iterative closest point (ICP) algorithm and the 3D normal distributions transform is presented through specific experiment. The result shows that this approach can realize flight strip registration rapidly with high accuracy and stronger robustness, which is very suitable for practical engineering.

Key words laser optics; light detection and ranging; strip adjustment; normal distribution transform; point cloud registration

OCIS codes 280.3640; 120.0280; 150.1135

收稿日期: 2014-07-08; 收到修改稿日期: 2014-08-26

基金项目:国家973计划(2014CB845301/2/3)、国家自然科学基金(61174053)、华南理工大学中央高校基本科研业务费自助项目(2014ZP0021)

作者简介:赵大伟(1988—),男,硕士研究生,主要从事模式识别与LiDAR地形测绘等方面的研究。

E-mail: zdw2619963@163.com

导师简介:裴海龙(1965—),男,教授,博士生导师,主要从事嵌入式系统与智能机器人系统等方面的研究。

E-mail: auhlpei@scut.edu.cn

1 引 言

机载激光雷达系统集激光测距技术、计算机技术、高精度惯性导航和高精度动态定位技术为一体,可以 直接高密度和高精度地获取三维(3D)空间点云,使数据获取和处理更加智能化和自动化,在测绘领域受到广 泛的关注^[1-2]。但由于激光雷达系统是由全球定位系统(GPS)、惯性导航系统(INS)及扫描仪等多个部件组成的 复杂的多传感器集成系统,其精度受到系统内各个部件的共同影响^[3]。系统误差可以通过系统检校等方法 来降低,但很难消除,同时由于随机误差的存在,相邻航带的同名特征间存在3D空间偏移,严重影响了点云 数据的精度和后续数据的处理工作^[24-5]。

对于如何消除航带间的误差主要有两个研究方向:1)系统检校,通过确定系统误差来源并对所求的原始数据进行校正,进而降低各个部分之间的误差^[2];2)航带平差,该方法是通过给定的转换模型来最小化航带间的差异,将各种误差因素视为各种基本变形综合作用的结果^[6-9]。常见的有"六元素"模型、"九元素"模型等^[10-11]。其中应用最广泛的平差方法是迭代最近点(ICP)算法和基于 ICP 算法的改进算法。但为了获得精确的结果,ICP 使用时必须满足两个条件:1)两个点云间存在包含关系;2)两个点云初始位置不能相差太大。否则 ICP 很可能陷入局部收敛而不能得到正确的结果。所以在使用 ICP 算法时一般会采用两步法,即先进行"粗配准"然后再进行"精配准"。在激光雷达技术中点云间的初始位置相差不大,但依旧会存在 ICP 算法的"局部收敛"问题,需要先进行粗配准,配准效率不高。三维正态分布变换(3D-NDT)^[12-14]是近几年出现的一种全新的配准算法,采用点云统计模型而非对应点特征进行匹配计算,所以与 ICP 算法相比具有稳健性更好、效率更高的优势。本文尝试使用改进 NDT 算法减少使用 ICP 算法粗配准的步骤,直接进行配准工作。对常见的 ICP 算法和 3D-NDT 算法进行比较,证明了用 3D-NDT 方法实现航带拼接,具有速度快、精度高、稳健性好等特点,非常适合于工程实际应用。

2 参数模型介绍

基于数据驱动的航带平差是将各条航带看作是经过模型变换后的结果,变换模型将各种系统误差和随机误差看作是产生变换的整体,将整个平差问题变为一个数学上的拟合问题^[15-19]。"六参数"模型是常见的平差模型之一,也即空间平移3个参数和空间旋转3个参数。空间平移 t_x 、 t_y 、 t_z 分别表示在x、y、z3个轴向的平移量。在固定航高的激光雷达系统中航带间的形变控制得较好,特别是在低空飞行时误差主要来源于GPS误差,该误差不会影响航带形变。由于模型中旋转变换的变换角度一般不超过5°,所以使用欧拉角表示旋转量,可以不用考虑万向锁等问题,同时减少模型参数,便于计算。假设欧拉角的旋转顺序为z-y-x,且 ϕ_x 、 ϕ_y 、x、 ϕ_z 表示 x、y、z3个轴向的旋转量,则有

$$\boldsymbol{R}_{z} = \begin{bmatrix} \cos(\phi_{z}) & -\sin(\phi_{z}) & 0\\ \sin(\phi_{z}) & \cos(\phi_{z}) & 0\\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \boldsymbol{R}_{y} = \begin{bmatrix} \cos(\phi_{y}) & 0 & -\sin(\phi_{y})\\ 0 & 1 & 0\\ \sin(\phi_{y}) & 0 & \cos(\phi_{y}) \end{bmatrix}, \boldsymbol{R}_{x} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0\\ 0 & \cos(\phi_{x}) & -\sin(\phi_{x})\\ 0 & \sin(\phi_{x}) & \cos(\phi_{x}) \end{bmatrix}.$$

即"六参数"模型为 $p_6 = [t_x \ t_y \ t_z \ \phi_x \ \phi_y \ \phi_z]^T$,对于空间中任意一点 \mathbf{x} 经过模型变换, $T_{\varepsilon}(p_6, \mathbf{x})$ 即为 变换后的点,也即

$$\boldsymbol{T}_{E}(\boldsymbol{p}_{6},\boldsymbol{x}) = \boldsymbol{R}_{x}\boldsymbol{R}_{y}\boldsymbol{R}_{z}\boldsymbol{x} + \boldsymbol{t} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{c}_{y}\boldsymbol{c}_{z} & -\boldsymbol{c}_{y}\boldsymbol{s}_{z} & \boldsymbol{s}_{y} \\ \boldsymbol{c}_{x}\boldsymbol{s}_{z} + \boldsymbol{s}_{x}\boldsymbol{s}_{y}\boldsymbol{c}_{z} & \boldsymbol{c}_{x}\boldsymbol{c}_{z} - \boldsymbol{s}_{x}\boldsymbol{s}_{y}\boldsymbol{s}_{z} & -\boldsymbol{s}_{x}\boldsymbol{c}_{y} \\ \boldsymbol{s}_{x}\boldsymbol{s}_{z} - \boldsymbol{c}_{x}\boldsymbol{s}_{y}\boldsymbol{c}_{z} & \boldsymbol{c}_{x}\boldsymbol{s}_{y}\boldsymbol{s}_{z} + \boldsymbol{s}_{x}\boldsymbol{c}_{z} & \boldsymbol{c}_{x}\boldsymbol{c}_{y} \end{bmatrix} \boldsymbol{x} + \begin{bmatrix} \boldsymbol{t}_{x} \\ \boldsymbol{t}_{y} \\ \boldsymbol{t}_{z} \end{bmatrix},$$
(1)

式中 $c_i = \cos \phi_i$, $s_i = \sin \phi_i$ 。

3 三维正态分布变换算法

3D-NDT是二维(2D)正态分布变换的扩展,3D-NDT算法与其他常见平差算法的区别在于对模型的描述 不同,常见的ICP算法等是以点云作为模型匹配基础,实质上是利用尽量多的准确对应的点云进行空间变换 参数的解算^[20-23]。3D-NDT算法是利用一系列正态分布概率描述表面信息,通过对点云进行分割成均匀规则 的体素,并计算体素内点云的概率分布,作为模型匹配的基础。然后求取参数变换后的点云在对应体素内的概率,利用牛顿迭代将概率最大时的变换参数的最优解作为最终的解^[24]。

3.1 正态分布变换

NDT利用概率来表示物体的表面,将空间分为均匀规则的体素,在每一个体素内计算出概率分布函数, 假设体素是空间N维正态分布产生的,那么其中的任意一点 x 的概率即为

$$p(\mathbf{x}) = \frac{1}{\left(2\pi\right)^{N/2} \sqrt{|C|}} \exp\left[-\frac{\left(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}\right)^{\mathrm{T}} C^{-1} \left(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}\right)}{2}\right], \qquad (2)$$

$$\boldsymbol{\mu} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^{n} \boldsymbol{\gamma}_{k} , \qquad (3)$$

$$\boldsymbol{C} = \frac{1}{n-1} \sum_{k=1}^{n} (\boldsymbol{y}_{k} - \boldsymbol{\mu}) (\boldsymbol{y}_{k} - \boldsymbol{\mu})^{\mathrm{T}}, \qquad (4)$$

式中 $y_{k=1,...,n}$ 为体素内点所对应的维度值, μ 为所有体素内点的向量均值, C 为所有体素内点云的协方差矩阵, $\frac{1}{(2\pi)^{N/2} \sqrt{|C|}}$ 是调整概率分布的和为1,所以可以用一个常量 c_0 来代替。

每个体素均使用的是该体素单元表面特征的连续可导函数表示,并代表该体素空间内的形状特征。当 维度为一维(1D)时,(2)式就退化为一维标准正态分布,当维度增加为2D或3D时,(2)式分别表示了平面表面 和空间表面的特征,且表面向量和平滑度分别用协方差矩阵的特征向量和特征值来表示。

3.2 三维正态分布变换

3D-NDT 是将正态分布变换应用在 3D 空间中,找到相邻航带的最大相似情况下的 6 个空间变换参数模型 p_6 。航带 A 中点云 $X = \{x_1, \dots, x_n\}$ 经过模型 p_6 变换后为 $T_{\rm E}(p_6, x)$,变换后的点云与航带 B 中的点云 $Y = \{y_1, \dots, y_n\}$ 对应,也即求当 $T_{\rm E}(p_6, x)$ 与 $Y = \{y_1, \dots, y_n\}$ 最大相似时的 p_6 。令 s(p) 度量变换模型 p_6 产生的相 似度则有

$$s(\boldsymbol{p}) = -\sum_{k=1}^{n} p[T_{E}(\boldsymbol{p}_{6},\boldsymbol{x})].$$
⁽⁵⁾

求解 s(p) 可以使用牛顿迭代:

$$H\Delta p = -g , \qquad (6)$$

式中 H 和 g 分别是 s(p) 的黑塞(Hessian)矩阵和梯度向量, Δp 是变换模型每次迭代的增量。

简单点说就是令 $\mathbf{x}_{k} \equiv T_{E}(\mathbf{p}_{6}, \mathbf{x}_{k}) - \boldsymbol{\mu}_{k}$,点 \mathbf{x}_{k} 是点 \mathbf{x}_{k} 经过模型变换后的值。梯度向量 \mathbf{g}_{i} 和黑塞矩阵 H 分 别为

$$\boldsymbol{g}_{i} = \frac{\delta s}{\delta p_{i}} = \sum_{k=1}^{n} \boldsymbol{x}_{k}^{'^{T}} \boldsymbol{C}^{-1} \frac{\delta \boldsymbol{x}_{k}^{'}}{\delta p_{i}} \exp\left(\frac{-\boldsymbol{x}_{k}^{'^{T}} \boldsymbol{C}^{-1} \boldsymbol{x}_{k}^{'}}{2}\right), \tag{7}$$

$$\boldsymbol{H}_{ij} = \frac{\delta s}{\delta p_i \delta p_j} = \sum_{k=1}^{n} \exp\left(\frac{\boldsymbol{x}_k^{' \mathrm{T}} \boldsymbol{C}^{-1} \boldsymbol{x}_k^{'}}{2}\right) \times \left[-\left(\boldsymbol{x}_k^{' \mathrm{T}} \boldsymbol{C}^{-1} \frac{\delta \boldsymbol{x}_k^{'}}{\delta p_i}\right) \times \left(\boldsymbol{x}_k^{' \mathrm{T}} \boldsymbol{C}^{-1} \frac{\delta \boldsymbol{x}_k^{'}}{\delta p_j}\right) + \boldsymbol{x}_k^{' \mathrm{T}} \boldsymbol{C}^{-1} \frac{\delta^2 \boldsymbol{x}_k^{'}}{\delta p_i \delta p_j} + \frac{\delta \boldsymbol{x}_k^{' \mathrm{T}}}{\delta p_j} \boldsymbol{C}^{-1} \frac{\delta \boldsymbol{x}_k^{'}}{\delta p_i}\right].$$
(8)

另外(1)式的一阶导数 $(\delta/\delta p_i)T_{\epsilon}(p_{\epsilon}, \mathbf{x})$ 是雅克比矩阵的第i列,二阶导数 $[\delta^2/(\delta p_i \delta p_j)]T_{\epsilon}(p_{\epsilon}, \mathbf{x})$ 是黑塞矩阵的第i行j列,分别为

$$\boldsymbol{J}_{\rm E} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & c & f \\ 0 & 1 & 0 & a & d & g \\ 0 & 0 & 1 & b & e & h \end{bmatrix} \quad, \tag{9}$$

式中:

$$\begin{split} a &= x_1 \Big(-s_x s_z + c_x s_y c_z \Big) + x_2 \Big(-s_x c_z - c_x s_y s_z \Big) + x_3 \Big(-c_x c_y \Big), \quad e = x_1 \Big(-c_x c_y c_z \Big) + x_2 \Big(c_x c_y s_z \Big) + x_3 \Big(-c_x s_y \Big) \\ b &= x_1 \Big(c_x s_z + s_x s_y c_z \Big) + x_2 \Big(-s_x s_y s_z + c_x c_z \Big) + x_3 \Big(-s_x c_y \Big), \quad f = x_1 \Big(-c_y s_z \Big) + x_2 \Big(-c_y c_z \Big), \\ c &= x_1 \Big(-s_y c_z \Big) + x_2 \Big(s_y s_z \Big) + x_3 \Big(c_y \Big), \qquad g = x_1 \Big(c_x c_z - s_x s_y s_z \Big) + x_2 \Big(-c_x s_z - s_x s_y c_z \Big), \end{split}$$

0114002-3

$$\begin{aligned} a &= \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ a &= x_1 \left(-c_x s_z - s_x s_y c_z \right) + x_2 \left(-c_x c_z + s_x s_y s_z \right) + x_3 \left(s_x c_y \right) \\ a &= x_1 \left(-s_x s_z + c_x s_y c_z \right) + x_2 \left(-c_x s_y s_z - s_x c_z \right) + x_3 \left(-c_x c_y \right) \end{bmatrix} , \quad b = \begin{bmatrix} x_1 \left(c_x c_y c_z \right) + x_2 \left(-c_x c_y s_z \right) + x_3 \left(c_x s_y \right) \\ x_1 \left(s_x c_y c_z \right) + x_2 \left(-s_x c_y s_z \right) + x_3 \left(s_x s_y \right) \end{bmatrix} \\ c &= \begin{bmatrix} 0 \\ x_1 \left(-s_x c_z - c_x s_y s_z \right) + x_2 \left(-s_x s_y s_z - c_x s_y c_z \right) \\ x_1 \left(c_x c_z - s_x s_y s_z \right) + x_2 \left(-s_x s_y s_z - c_x s_y c_z \right) \end{bmatrix} , \quad d = \begin{bmatrix} x_1 \left(-c_y c_z \right) + x_2 \left(s_x s_y s_z \right) + x_3 \left(s_x c_y \right) \\ x_1 \left(c_x s_y c_z \right) + x_2 \left(-s_x s_y s_z - c_x s_y \right) \end{bmatrix} , \quad d = \begin{bmatrix} x_1 \left(-c_y c_z \right) + x_2 \left(s_x s_y s_z \right) + x_3 \left(s_x c_y \right) \\ x_1 \left(c_x s_y c_z \right) + x_2 \left(-s_x s_y s_z - c_x s_y \right) \end{bmatrix} , \quad d = \begin{bmatrix} x_1 \left(-c_y c_z \right) + x_2 \left(s_x s_y s_z \right) + x_3 \left(s_x c_y \right) \\ x_1 \left(c_x s_y c_z \right) + x_2 \left(-c_x s_y s_z \right) + x_3 \left(-c_x c_y \right) \end{bmatrix} , \quad d = \begin{bmatrix} x_1 \left(-c_y c_z \right) + x_2 \left(c_y s_z \right) \\ x_1 \left(-s_x s_y c_z \right) + x_2 \left(-c_x s_y s_z \right) + x_3 \left(-c_x s_y s_z \right) \\ x_1 \left(-s_x s_z - s_x s_y c_z \right) + x_2 \left(-c_x s_y s_z - s_x s_y c_z \right) \end{bmatrix} , \quad d = \begin{bmatrix} x_1 \left(-c_x s_z - s_x s_y s_z \right) + x_2 \left(-c_x s_y s_z \right) + x_3 \left(-c_x s_y s_z \right) \\ x_1 \left(-s_x s_z - s_x s_y s_z \right) + x_2 \left(-c_x s_y s_z - s_x s_z \right) \end{bmatrix} ,$$

 $\square c_i = \cos(\phi_i), s_i = \sin(\phi_i)_{\circ}$

3.3 算法优化

由于采用3D-NDT算法,利用概率来进行表面特性的描述,避免了ICP算法分步的麻烦,提高了效率,并且NDT算法具有很好的稳健性,扫描航带间的偏移不大,可以直接进行拼接工作。在NDT算法中最重要的参数是体素,评价函数只限于体素单元内,体素单元包含了与点云相关的平均值、协方差和统计数据。如果体素单元太大,配准精度就会降低,反之如果太小又不能正确地反映体素的表面特征,只有两幅点云很近时才能正确地匹配,因此容易发生误匹配。在应用中需要根据点云的大小和实际需求来确定体素尺寸,在激光雷达航带拼接中一般一条航带包含三四十万个点,所以可以选择5~10个点作为一个体素单元。

在实际应用过程中,如果某些点在对应的体素之外,这些点一般会被废弃掉,虽然这些位于体素外的点的概率密度函数几乎为零,但是如果体素内的点分布变化很大,此时体素外的点的分布函数就不为零,可以被用来提高数据精度。但是需要考虑到使用体素网格外的点在航带重合范围不大时会产生配准误差。因此选择使用K-D树来存储体素单元中的点,然后利用近邻搜索查找邻近的体素单元。对于位于体素单元外的"外部点",当与体素中心的距离小于体素内各点间距离的平均值时就将该外部点加入该体素点集内,求其分布概率。这样可以提高算法的稳健性。具体的3D-NDT算法如下:

1) 参数初始化,对于点云 $A \, , B , B 是基准点云。人工设置 <math>p_6$ 或将其设为单位矩阵,建立合适的体素单 元 B,将参考点云 $Y = \{y_1, \dots, y_n\}$ 中所有点 $y_i \in Y$ 分配到对应的体素单元 $b_i \in B$ 中。

2) 在所有体素单元 b_i ∈ B 中利用(3)、(4)式求取其中的正态分布函数。

3) 对待匹配点云 A, $X = \{x_1, \dots, x_n\}$ 中所有的点 $x_k \in X$ 找到对应的 b_i 包含 $T_{\varepsilon}(p_6, x)$.

4) 根据(5)式计算 S, S=S+s(p),并根据(7)、(8)式进行优化,更新 g 和 H。

5) 根据(6)式得到 Δp_6 , $p_6 = p_6 + \Delta p_6$ 。

6) 回到步骤 3)继续循环,直到满足收敛条件为止。至此,完成点云配准。

4 算法比较和实验

为验证 3D-NDT 算法的有效性,选择被广泛使用的 ICP 算法作为对比对象^[25],同时使用华南理工大学自 主系统与网络控制教育部重点实验室自主研发的机载激光雷达系统的实地扫描数据作为数据输入。该系 统使用德国 SICK 公司生产的 LMS511 室外激光扫描仪,扫描频率为 100 Hz,角分辨率为 0.166°,系统误差在 15 mm 以内。其中 ICP 算法采用 Matlab 2010 工具箱中的标准代码,具有很高的运行效率。3D-NDT 算法是基 于 VS2010 编写,其中 3D-NDT(S)是采用了优化策略,用于对优化结果进行比较。工作平台是 Dell M6500 工 作站, Intel i7处理器, 主频1.73 GHz, 内存4 GB。实验输入相同, 初始条件均为单位阵, ICP算法迭代截止条 件为数据间平均距离的阈值为1.0×10⁻⁶,迭代次数不超过30次。

图1和图2分别为广州市郊区一次扫描工作的点云图和其中的点云细图。无人机飞行高度为20m,从 图中可以看到,对同一地形的两次扫描航带之间存在比较明显的空间漂移。图3和图4分别使用的是ICP和 3D-NDT算法进行航带平差的结果。其中初始条件均为单位阵,ICP算法迭代截止条件为数据间平均距离的 阈值为1.0×10⁻⁶,迭代次数不超过30次。表1为两种算法结果的比较。

图 5 和图 6 分别为广州市清远地区一次扫描工作的点云图和点云细节图。无人机的飞行高度为 30 m,



图1 扫描结果点云图(高度: 20 m) Fig.1 Scanned point cloud (height: 20 m)



图 3 ICP算法航带平差结果点云图 Fig.3 Strip adjustment results point cloud by ICP algorithm



图 2 点云细节图(高度: 20 m) Fig.2 Point cloud detail (height: 20 m)



图4 3D-NDT算法航带平差结果点云图 Fig.4 Strip adjustment results point cloud by 3D-NDT algorithm 表1 ICP和3D-NDT空间转换参数解算结果和时间对比 Table 1 Comparison of space conversion parameters calculating results and time by ICP and 3D-NDT algorithm

i man i stran str							
	t_x /m	t_y /m	t_z /m	$\phi_{_x}$ /(°)	$\phi_{y}/(^{\circ})$	$\phi_{z}/(^{\circ})$	T /s
ICP	-0.226	1.332	0.313	0.458	1.375	0.286	8.7
3D-NDT(S)	-0.231	1.332	0.315	0.462	1.371	0.287	6.2
3D-NDT	-0.272	1.351	0.321	0.448	1.365	0.256	6.8



图 6 点云细节图(高度: 30 m) Fig.6 Point cloud detail (height: 30 m)



图5 扫描结果点云图(高度: 30 m) Fig.5 Scanned point cloud (height: 30 m)

在扫描工作之前对系统进行了一次检校,但系统中仍存在一定的航带偏移。图7和图8是分别使用ICP和 3D-NDT算法进行航带平差的点云图。其中初始条件均为单位阵,ICP算法迭代截止条件为数据间平均距离 的阈值为1.0×10⁻⁶,迭代次数不超过30次。表2为两种算法结果的比较。



图7 ICP算法航带平差结果点云图



图 8 3D-NDT算法航带平差结果点云图

Fig.7 Strip adjustment results point cloud by ICP algorithm

nt cloud by ICP algorithm Fig.8 Strip adjustment results point cloud by 3D-NDT algorithm 表 2 ICP 和 3D-NDT 空间转换参数解算结果和时间对比

Table 2 Comparison of space conversion parameters calculating results and time by ICP and 3D-NDT algorithm

	t_x /m	t_y/m	t_z /m	$\phi_{x}/(^{\circ})$	$\phi_{y}/(^{\circ})$	$oldsymbol{\phi}_{z}$ /(°)	T/s
ICP	-0.628	0.065	-0.005	0.229	0.142	-0.745	7.0
3D-NDT(S)	-0.611	0.062	-0.011	0.234	0.132	-0.747	4.3
3D-NDT	-0.634	0.059	-0.014	0.231	0.129	-0.748	4.9

两次实验中对 3D-NDT 算法与 ICP 算法的求解结果进行比较, $\frac{R_{3D-NDT} - R_{ICP}}{R_{ICP}}$, 两种算法间的平均误差为

1.925%,都有很好的匹配精度。但3D-NDT算法相对ICP算法的计算时间减少了将近三分之一左右,匹配效率更高。同时在平差过程中ICP算法出现局部极值误匹配的情况而3D-NDT算法没有出现配准错误的情况,因此3D-NDT算法的稳健性也比ICP算法更高,采用的优化策略也提高了配准的效率。

最后应用3D-NDT算法对相邻航带进行拼接,如图9所示,求得的空间变换参数如表3所示,可以看出拼 接效果良好,具有一定的工程应用价值。



图9 航带拼接结果示意图

Fig.9 Diagram of strip stitching result

表3 航带拼接参数解算结果

Table 3 Calculating results of strip stitching parameters

t_x /m	t_y /m	t_z /m	$\phi_{_x}$ /(°)	ϕ_{y} /(°)	ϕ_{z} /(°)
1.742	0.908	0.723	0.516	0.685	-0.802

5 结 论

介绍了3D点云航带拼接的研究现状,选择基于数据驱动的"六元素"模型进行航带拼接,比较并利用改进的3D-NDT算法进行航带拼接。避免了使用ICP算法时对初始匹配精度要求过高和容易出现局部极值误

匹配的问题,提高了数据精度。同时鉴于NDT算法具有很高的可扩展性,可以将该算法应用在更高维度的 配准上。最终实验表明该方法可以达到ICP算法的精度,同时耗时更少,稳健性更高,具有很好的实用性。

参考文献

- Wang Meng, Sui Lichun, Li Hengming. On strip mosaic for airborne LiDAR point cloud data[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2010, (7): 5-8.
 - 王 蒙, 隋立春, 黎恒明. 机载 LiDAR 点云数据的航带拼接研究探讨[J]. 测绘通报, 2010, (7): 5-8.
- 2 Wang Zhihua, Zhang Aiwu, Wang Shumin, *et al.*. Airborne radar calibration system based on the overlap strip[J]. Chinese J Lasers, 2014,41(2): 0214003.

王致华,张爱武,王书民,等.基于重叠航带的机载激光雷达系统检校[J].中国激光,2014,41(2):0214003.

3 Wang Jianjun, Liu Jidong. Analysis and sorting of impacts of measurement errors on position accuracy of laser point cloud obtained from airborne laser scanning[J]. Chinese J Lasers, 2014, 41(4): 0414001.

王建军, 刘吉东. 影响机载激光扫描点云精度的测量误差因素分析及其影响大小排序[J]. 中国激光, 2014,41(4): 0414001.

4 Wang Liying, Song Weidong, Sun Guibo. A survey of researchs on strip adjustment of airborne LiDAR data[J]. Remote Sensing Information, 2012, 2: 120-128.

王丽英, 宋伟东, 孙贵博. 机载 LiDAR 数据航带平差研究进展[J]. 遥感信息, 2012, 2: 120-128.

- 5 Wang Shengyao, Liu Shengwei, Cui Ximin, et al.. Airborne LiDAR strip adjustment research: Base on model parameters and ground control points data[J]. Remote Sensing for Land & Resources, 2012, 2: 19-22. 王圣尧, 刘圣伟, 崔希民, 等. 机载激光雷达航带平差实验研究——基于参数模型和地面控制点数据[J]. 国土资源遥感,
- 6 Tao Haiji, Da Feipeng. Automatic registration algorithm for the point clouds based on the normal vector[J]. Chinese J Lasers, 2013, 40(8): 0809001.

陶海跻,达飞鹏.一种基于法向量的点云自动配准方法[J].中国激光,2013,40(8):0809001.

2012, 2: 19-22.

- 7 Kumari P, Shrestha R, Carter B. Registration of LiDAR data through stable surface matching[C]. Geoinformatics, 2009 17th International Conference on IEEE, 2009. 1-5.
- 8 Grant W S, Voorhies R C, Itti L. Finding planes in LiDAR point clouds for real-time registration[C]. Intelligent Robots and Systems (IROS), 2013 IEEE/RSJ International Conference on IEEE, 2013. 4347-4354.
- 9 Shen Haiping, Da Feipeng, Lei Jiayong. Research of point-clouds registration based on least-square method[J]. Journal of Image and Graphics, 2005, 10(9): 1112-1116.

沈海平,达飞鹏,雷家勇.基于最小二乘法的点云数据拼接研究[J].中国图象图形学报,2005,10(9):1112-1116.

10 Xu Yong, Pei Hailong. Fusion of airborne laser point clouds and area-array data based on features[J]. Computer Measurement & control, 2014, 22(2): 607-610.

徐 勇, 裴海龙. 基于特征的机载激光点云与影像数据的融合[J]. 计算机测量与控制, 2014, 22(2): 607-610.

- 11 M Magnusson, H Andreasson, A Nüchter, et al.. Automatic appearance-based loop detection from 3D laser data using the normal distributions transform[J]. Journal of Field Robotics, 2009, 26(11-12): 892-914.
- 12 Magnusson M, Lilienthal A, Duckett T. Scan registration for autonomous mining vehicles using 3D-NDT[J]. Journal of Field Robotics, 2007, 24(10): 803-827.
- 13 Liang Y B, Zhan Q M, Che E Z, et al.. Automatic registration of terrestrial laser scanning data using precisely located artificial planar targets[J]. Geoscience and Remote Sensing Letters, IEEE, 2014, 11(1): 69-73.
- 14 Cao Y, Yang M Y, McDonald J. Robust alignment of wide baseline terrestrial laser scans via 3d viewpoint normalization[C]. Applications of Computer Vision (WACV) IEEE, 2011. 455-462.
- 15 Zuo Chao, Lu Min, Tan Zhiguo, *et al.*. A novel algorithm for registration of point clouds[J]. Chinese J Lasers, 2012, 39(12): 1214004. 左 超, 鲁 敏, 谭志国, 等. 一种新的点云拼接算法[J]. 中国激光, 2012, 39(12): 1214004.
- 16 Yan Jianfeng, Deng Kazhong. Point cloud registration algorithm based on extracting and matching feature points[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2013, (9): 62-65.

严剑锋, 邓喀中. 基于特征点提取和匹配的点云配准算法[J]. 测绘通报, 2013, (9): 62-65.

17 Xing Zhengquan, Deng Kazhong. An improved points clouds registration method[J]. Engineering of Surveying and Mapping, 2011, 20 (2): 21-23.

邢正全,邓喀中.一种改进的点云数据配准方法[J]. 测绘工程, 2011, 20(2): 21-23.

18 Peng Jiangui, Ma Hongchao, Wu Jianwei, et al.. Method for removing point clouds in overlapping airborne LiDAR strips[J]. Computer Engineering and Applications, 2012, 48(32): 33-38.

彭检贵, 马洪超, 邬建伟, 等. 一种去除机载 LiDAR 航带重叠区冗余点云的方法[J]. 计算机工程与应用, 2012, 48(32): 33-38.

19 You Hongjian, Liu Tong. Error processing technology of airborne 3D imager to mosaic strips[J]. Journal of Remote Sensing, 2001, 5 (2): 114-118.

尤红建,刘 形.机载三维成像仪航带拼接的误差处理研究[J].遥感学报,2001,5(2):114-118.

20 Wang Jinqiang, Fang Yuanmin, Deng Debiao. Based on the same 3D laser point cloud registration control points[J]. Science Technology and Engineering, 2012, 20(1): 16-18.

王金强,方源敏,邓得标.基于同名控制点的三维激光点云配准[J].科学技术与工程,2012,20(1):16-18.

21 Xie Zexiao, Xu Shang. A survey on the ICP algorithm and its variants in registration of 3D points clouds[J]. Journal of Ocean University of China (Nature Science Edition), 2010, (1): 99-103.

解则晓,徐 尚.三维点云数据拼接中ICP及其改进算法综述[J].中国海洋大学学报(自然科学版), 2010, (1): 99-103.

22 Wang Chengdong, Cheng Xiaosheng, Cui Haihua, *et al.*. Application of SIFT algorithm in point cloud registration[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2012, 31(2): 149-152.

王程冬,程筱胜,崔海华,等. SIFT算法在点云配准中的应用[J]. 传感器与微系统, 2012, 31(2): 149-152.

- 23 Yang Biao, Wang Zhuo. Point-cloud registration in 3D reconstruction[J]. Computer & Digital Engineering, 2014, 42(2): 300-303.
 杨 彪, 王 卓. 三维重建中的点云配准方法研究[J]. 计算机与数字工程, 2014, 42(2): 300-303.
- 24 Zhang Xiao, Zhang Aiwu, Wang Zhihua. Point cloud registration based on improved normal distribution transform algorithm[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2014, 51(4): 041002.

张 晓,张爱武,王致华.基于改进正态分布变换算法的点云配准[J]. 激光与光电子学进展, 2014, 51(4): 041002.

25 Zhou Chunyan, Li Yong, Zou Zhengrong. Three- dimensional cloud ICP algorithm improvement[J]. Computer Technology and Development, 2011, 21(8): 75-77.

周春艳,李 勇,邹峥嵘. 三维点云 ICP 算法改进研究[J]. 计算机技术与发展, 2011, 21(8): 75-77.

栏目编辑:张 雁