



Lightsoft
美国光软

旗舰光学软件

最新2018中文版



GratingMaster® 一维/二维严格光栅设计



DOEMaster® 大角度衍射器件设计

www.lightsoftllc.com

基于改进正态分布变换算法的点云配准

张 晓^{1,2} 张爱武¹ 王致华¹

¹首都师范大学三维信息获取与应用教育部重点实验室, 北京 100048

²太原理工大学艺术遗产研究中心, 山西 晋中 030600

摘要 正态分布变换(NDT)算法是一种应用在同时定位和地图生成(SLAM)中的点云配准算法。针对地面激光扫描(TLS)数据的特点,改进了NDT算法,提出了一种基于SURF的NDT配准算法,使之能应用在TLS中。该算法首先建立点云和图像间的映射关系把点云影像化;利用加速稳健特征(SURF)算法提取图像的特征点并找出特征点对;根据映射关系找到相应的三维特征匹配点,求出变换矩阵,完成点云初始配准。在NDT算法中,设置初始矩阵为单位矩阵,对点云体素化并使用概率分布函数对点云精细配准。实验结果证明,该算法不但适用于地面激光数据的配准,且其配准精度高、运算时间少,尤其对于不同分辨率的点云有良好的配准效果。

关键词 图像处理;正态分布变换算法;SURF算法;点云影像化

中图分类号 TN959.3 文献标识码 A doi: 10.3788/LOP51.041002

Point Cloud Registration Based on Improved Normal Distribution Transform Algorithm

Zhang Xiao^{1,2} Zhang Aiwu¹ Wang Zhihua¹

¹Key Laboratory of 3D Information Acquisition and Application, Ministry of Education, Capital Normal University, Beijing 100048, China

²Research Center of Artistic Heritage, Taiyuan University of Technology, Jinzhong, Shanxi 030600, China

Abstract Normal distribution transform (NDT) algorithm is a point cloud registration algorithm applied in simultaneous localization and mapping (SLAM). According to the characteristics of terrestrial laser scanning (TLS) technique, we propose an improved NDT algorithm based on speeded up robust feature (SURF) algorithm so that it can be applied conveniently in TLS. In this algorithm, firstly the corresponding relation between the point cloud and the image is created for the point cloud visualization; the feature points are extracted from the image by using SURF algorithm and the matching feature points are identified; according to the corresponding relation, the transformation matrix is calculated, and the initial registration of point clouds is completed. In the NDT, the initial matrix is set as a unit matrix, and the point clouds are divided into three-dimensional voxel grids and registered precisely by the probability distribution function. The experimental results show that this algorithm is not only applicable to the registration for TLS, but also exhibits higher registration accuracy and less calculating time, and it has especially a good registration effect for the point clouds with different resolutions.

Key words image processing; normal distribution transform algorithm; SURF algorithm; point cloud visualization

OCIS codes 100.2000; 150.0155; 280.3400

收稿日期: 2013-11-05; 收到修改稿日期: 2013-12-03; 网络出版日期: 2014-03-25

基金项目: 国家科技支撑计划(2012BAH31B01)、北京市自然科学基金重点项目(B类)(KZ201310028035)

作者简介: 张 晓(1973—),女,博士研究生,讲师,主要从事计算机视觉、三维信息获取与应用等方面的研究。

E-mail: zx_2102@163.com

导师简介: 张爱武(1972—),女,教授,博士生导师,主要从事计算机视觉与模式识别、三维信息获取与应用、图像处理等方面的研究。E-mail: zhangaw98@163.com(通信联系人)

本文电子版彩色效果请详见中国光学期刊网 www.opticsjournal.net

1 引言

地面激光扫描(TLS)技术是近几年最先进的空间数据获取技术之一。它被广泛应用在文物保护、矿山测量、城市构建测绘等各个领域。尽管TLS技术已经日益成熟^[1],但是关于点云的自动配准技术依旧不成熟,国内外众多学者对其进行了大量研究。其中最经典的算法是最近迭代法(ICP)^[2],当两个点集的初始姿态较近时,其配准精度较高。但由于ICP使用最邻近搜索法(NNS),运算时间长,且ICP对初始姿态要求过高,这些瓶颈制约了其发展。国内外学者对ICP算法进行了改进^[3-6],使其效果得到有效提升,但对于大型场景的点云配准ICP仍然不能满足要求。近几年,一种新的点云配准方法即正态分布变换(NDT)法^[7]被应用在同时定位和地图生成(SLAM)中,它利用三维(3D)点的统计模型,使用标准最优化技术来确定两个点云间的最优匹配。因为其在配准过程中不利用对应点特征进行计算和匹配,所以与ICP等算法相比,其运算速度快、精度高^[8]。尽管NDT算法有诸多优点,然而目前使用范围大多限于机器人领域的SLAM中。在NDT算法中,机器人测量数据时通过测距仪可获取两点之间的位置关系,直接进行初始变换,然后根据统计模型精确配准。然而,在TLS中,由于没有测距仪测量出两点之间的位置关系,不能完成初始变换,所以NDT算法不能直接应用在TLS中。

本文针对NDT的优点以及其工作局限性,改进NDT算法,使之可应用在TLS中。其配准策略是不借助外部装置,而结合二维(2D)图像和三维点云,使之在图像空间进行特征提取,完成初始配准;根据概率分布函数完成点云精确配准。该算法通过点云影像化建立了点云空间和图像空间的一一映射关系,避免常规方法中数码影像和点云之间的外方元素误差^[9]。相比点云特征点匹配^[10]、遗传算法^[11]等初配算法,本文的初配策略由于在二维环境下完成特征提取,提高了运算速度。为提高图像特征匹配速度和精度,选择SURF算法^[12]完成特征匹配,相比于常用的尺度不变特征变换(SIFT)算法,其运算速度快、精度高^[13]。

2 算法描述

2.1 NDT 算法

2003年,Biber等^[7]首次提出一种根据NDT函数完成点云配准的2D-NDT算法并成功应用于SLAM中。2006年,瑞典厄勒布鲁大学的Magnusson^[14]提出了3D-NDT算法,并不断改进此算法^[15-16],使之更加适用于机器人所采集点云数据的配准。与此同时,土耳其的Cihan等^[17]改进了NDT算法并提出多层NDT(ML-NDT)算法,韩国的Choe等^[18]把NDT算法应用到点云分类中。众多的研究表明,NDT算法是一种配准精度高、运算速度快的点云配准算法,但是就目前而言,它主要应用在SLAM中。而在国内,对NDT算法的研究甚少,只有蔡则苏等^[19-20]在SLAM中简单应用了NDT算法。

3D-NDT算法是把一个三维体素内的点云数据集转换成一个连续可微的概率分布函数。首先把一个三维点云数据集划分成均匀规则的固定大小的三维单元格,然后对包含一定数量的每个三维体素单元,为了以概率密度形式对三维点云进行分段连续可微描述,通过正态分布表示体素单元中每个三维点位置测量样本的概率分布:

$$p(\mathbf{x}) = \frac{1}{c} \exp \left[-\frac{(\mathbf{x} - \mathbf{q})^T \mathbf{C}^{-1} (\mathbf{x} - \mathbf{q})}{2} \right], \quad (1)$$

式中 \mathbf{q} 为包含点云 \mathbf{x} 在内的体素单元中的均值向量, \mathbf{C} 为包含点云 \mathbf{x} 在内的体素单元中的协方差矩阵, c 为常量。

每个体素单元格中的 \mathbf{q} 和 \mathbf{C} 可以定义为

$$\mathbf{q} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i, \quad (2)$$

$$\mathbf{C} = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (\mathbf{x}_i - \mathbf{q})(\mathbf{x}_i - \mathbf{q})^T, \quad (3)$$

式中 $\mathbf{x}_i (i=1, \dots, n)$ 为体素单元格中的所有点云。

该模型是分段连续可微的概率分布,可以使用Hessian矩阵法解决与其他扫描数据之间的匹配,无需直接解决复杂的对应性问题。扫描匹配的目标是根据机器人在不同位置采集的激光数据来获取坐标变换的

参数。具体算法如下。

- 1) 创建第一个激光扫描的 NDT。
- 2) 使用里程计读数对坐标变换参数进行初始化。
- 3) 对于第二个扫描的每一个样本,根据这些坐标变换参数,将其映射到第一个扫描坐标系中。
- 4) 决定每一个映射点的相应正态分布。
- 5) 将每个映射点的概率分布之和作为每个坐标变换参数的分数值 $s(p)$ 进行评估,

$$s(p) = \sum_{i=1}^n p[T(p, \mathbf{x}_i)] = \sum_i \exp \left[-\frac{(\mathbf{x}_i' - \mathbf{q}_i)^T \mathbf{C}^{-1} (\mathbf{x}_i' - \mathbf{q}_i)}{2} \right], \quad (4)$$

式中 \mathbf{x}_i' 为 \mathbf{x} 根据变换参数 \mathbf{p} 映射到第一个激光扫描对应的机器人坐标系下的坐标, \mathbf{q}_i 和 \mathbf{C} 分别表示 \mathbf{x}_i' 对应的均值向量和协方差矩阵。三维变换向量 $\mathbf{T}(\mathbf{p}, \mathbf{x})$ 可表示为

$$\mathbf{T}(\mathbf{p}, \mathbf{x}) = \begin{bmatrix} t r_x^2 + c & t r_x r_y - s r_z & t r_x r_z + s r_y \\ t r_x r_y + s r_z & t r_y^2 + c & t r_y r_z + s r_x \\ t r_x r_z - s r_y & t r_y r_z + s r_x & t r_z^2 + c \end{bmatrix} \mathbf{x} + \begin{bmatrix} t_x \\ t_y \\ t_z \end{bmatrix}, \quad (5)$$

式中 $\mathbf{p} = [t | r | \phi]$, $\mathbf{t} = [t_x \ t_y \ t_z]$, $\mathbf{r} = [r_x \ r_y \ r_z]$, $s = \sin \phi$, $c = \cos \phi$ 。

- 6) 使用 Hessian 矩阵法对这些分数值 $-s(p)$ 进行优化,即取 $-s(p)$ 的最大值。

通常把优化问题描述成最小化问题,因此把问题变换为求 $s(p)$ 最小。在此利用 Hessian 矩阵并使用牛顿迭代法对 $s(p)$ 求最小值。令 $f = s(p)$, 为了使函数 f 最小,在每次迭代过程中要处理以下方程:

$$\mathbf{H} \Delta \mathbf{p} = -\mathbf{g}, \quad (6)$$

式中 \mathbf{g} 为 f 的转置梯度,其元素可表示 $g_i = \frac{\partial f}{\partial p_i}$; \mathbf{H} 是 f 的 Hessian 矩阵,其元素可表示为 $H_{ij} = \frac{\partial^2 f}{\partial p_i \partial p_j}$ 。

- 7) 回到步骤 3) 继续循环,直到满足收敛要求。

至此,NDT 算法完成了点云的配准。

2.2 SURF 算法

SURF 算法的基本思想是利用积分图像和盒子滤波建立尺度空间,使用 Hessian 矩阵进行特征点检测,并使用 Haar 小波分析提取特征点的描述符。

2.2.1 特征点检测

SURF 中使用 Hessian 矩阵检测特征点,并利用盒子滤波构建尺度空间和积分图像加快图像卷积。由于盒子滤波与尺度 $\sigma = 1.2$ 的高斯滤波近似,因此代替二阶高斯滤波,使得运算与滤波模板的大小无关,加快运算速度。令 Hessian 矩阵行列式表示图像中点 X 处的特征点响应值,则形成了在某一尺度下的特征点检测的相应图像。通过使用不同的模板尺寸,就可以形成多尺度特征点响应的金字塔图像,进而完成了特征点响应极值点的搜索。

此外,由于积分图像的计算在特征匹配中只需运行一次,一旦计算完成,整个图像中任意矩形区域像素点的综合只需三个加减法即可完成,此特性能大大减小极点检测中盒子滤波的计算量。

2.2.2 生成特征点描述子

为使描述子具有旋转不变性,需计算特征点的主方向,再求出特征向量。首先构造以特征点为中心,半径为 6σ 的圆,并求出该区域的 X 和 Y 方向的 Harr 小波响应,赋予这些响应权重系数,越靠近特征点的权重系数越大;把 60° 扇形区域内的 Harr 小波响应相加形成新的矢量;遍历整个圆,最后选取最长矢量的方向作为该特征点的主方向。逐一计算每个点,求出每个特征点的主方向。

选定特征点主方向后,求出特征向量。以特征点为中心,沿主方向选取边长为 20σ 的区域,并将其划分为 $16 (4 \times 4)$ 个子域,在每个子域内计算 $25 (5 \times 5)$ 个空间归一化的 Harr 小波响应。将响应值和响应绝对值累加得到一个表示子域的四维向量 $\mathbf{V} = (\sum d_x, \sum |d_x|, \sum d_y, \sum |d_y|)$,把所有向量 \mathbf{V} 连接到一起,即可到一个 64 维的特征描述向量。

3 基于SURF的改进 NDT算法

SURF-NDT算法的运算步骤如图1所示。1)初始配准:首先点云影像化,根据回波强度把点云转化为二维灰度图;然后采用SURF算法找到二维灰度图像的特征匹配点;通过映射关系在三维点云中找到与二维图像的特征点对应的三维特征点,求出其初始变换矩阵,最终实现点云的初始配准。

2)精确配准:在 NDT算法中,设置初始矩阵为单位矩阵,利用正态概率分布函数进行配准,把分散的点云转成分段的连续可微的概率函数,然后利用牛顿法和 Hessian 矩阵进行优化,以完成点云精细配准。

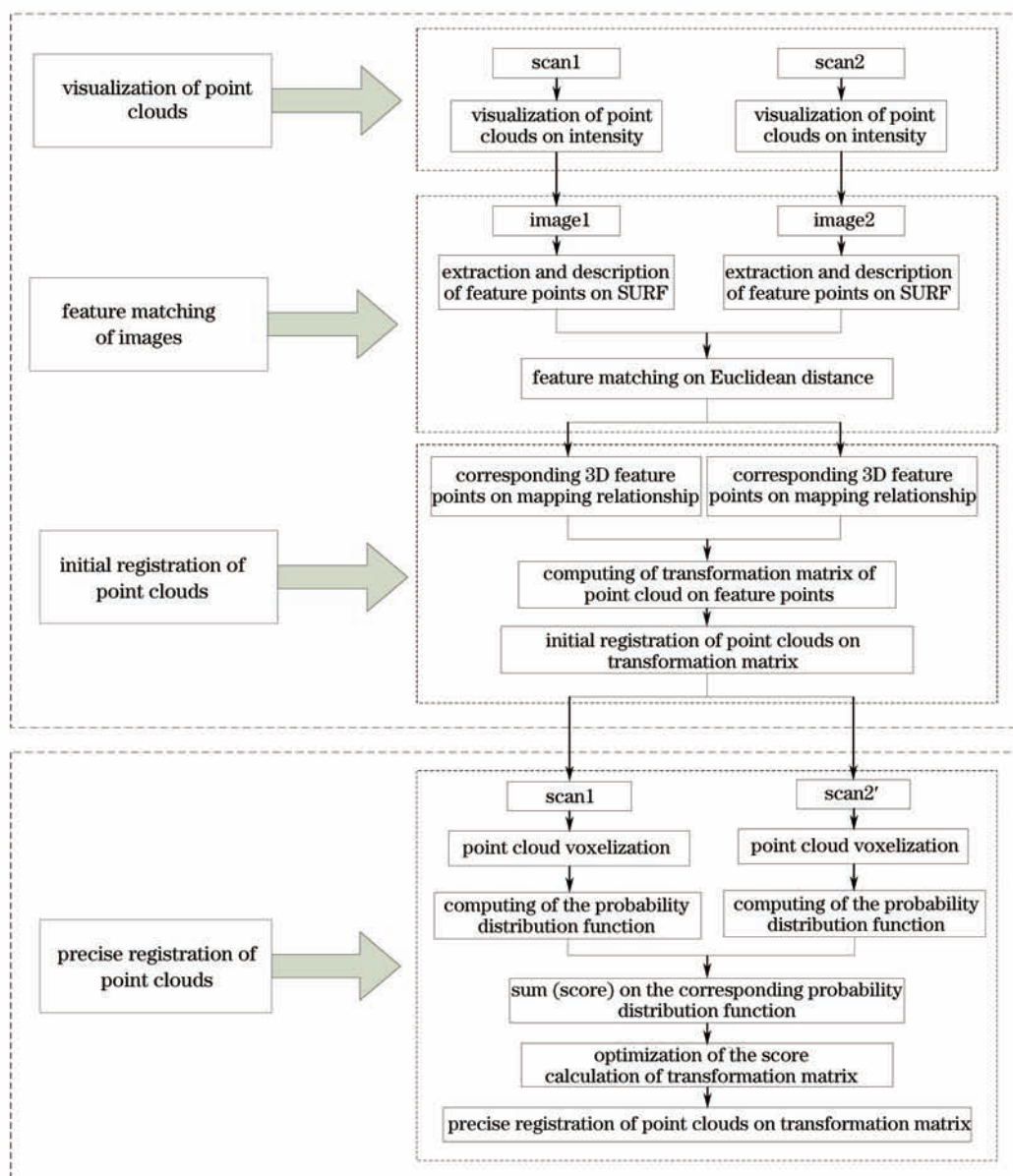


图1 SURF-NDT算法流程图

Fig.1 Flow chart of SURF-NDT algorithm

3.1 初始配准

3.1.1 点云影像化

点云影像化,即栅格化并生成二维灰度图。首先创建一个栅格平面,此栅格平面垂直于扫描方向,假设在 xoz 平面建立一个栅格。在栅格平面中,横轴为 X 轴,范围是 $0 - (\max x - \min x)$,其中 $\max x, \min x$ 分别为点云 X 轴的最大值和最小值;纵轴为 Z 轴,范围是 $0 - (\max z - \min z)$,其中 $\max z, \min z$ 分别为点云 Z 轴的最大值和最小值。然后,把点云数据放入每个栅格内,并标记出点云坐标与平面栅格之间的对应关系。在点云栅格化中,栅格大小决定了二维图像的分辨率。当栅格间距大于点云间距时,一个栅格内会出现多个点

云,图像的分辨率较低;反之,空栅格增多,尽管图像分辨率提高了,清晰度反而减低;当栅格间距近似于点云平均间距时,一个栅格内近似有一个点云,这样图像的分辨率和清晰度也较好。

接着根据点云的回波强度确定每个栅格的值,即灰度值:

$$G_{(i,j)} = \frac{I_{(i,j)}}{I_{\max} - I_{\min}} \times 255, \quad (7)$$

式中 $G_{(i,j)}$ 表示 (i,j) 栅格内的灰度值,其范围在 0~255 之间; $I_{(i,j)}$ 表示 (i,j) 栅格内的回波强度; I_{\max} 和 I_{\min} 分别表示点云数据中最大回波强度和最小回波强度。

点云栅格化时,栅格内点云个数不同。当栅格内没有点云时,其灰度值为 255。当栅格内有多个点云时,其值为回波强度最大的点云的值。通过这样的方式,点云和图像建立了一一对应的映射关系,也完成了点云影像化。

3.1.2 二维灰度图的特征匹配

首先利用 SURF 算法找到两幅图像的特征点,再找出两幅图像的特征点对,即特征匹配。常用的方法有相关系数法、Hausdorff 距离法等。本文特征匹配采用的方法是基于欧氏距离的最邻近法。对于目标图像的每个特征点,首先计算出它与源图像的所有特征点之间的欧氏距离,再计算出这些欧氏距离的最小值和次小值的比值,如果比值小于指定的阈值,则认为它们是最小欧氏距离的那一对特征点的候选匹配点对。为提高运算,本文采用 kd 树算法^[21]对图像进行搜索,以便高效完成最邻近匹配。

利用 SURF 算法完成特征匹配具有一定的错配率,为增加配准的正确率。采用随机抽样一致性 (RANSAC) 算法^[22-23]将有效的特征匹配点和无效的点分开,剔除错误特征匹配点。

3.1.3 点云的初始配准

通过上一步,找到了两幅点云的特征点对,任取三对不同线的点对,根据之前点云坐标与平面栅格之间的对应关系,在三维点云中找出对应的特征点对。令站点 1 特征点 1 坐标为 (x_1, y_1, z_1) , 对应的站点 2 的特征点 1 为 (x'_1, y'_1, z'_1) , 则对应的变换公式为

$$\begin{bmatrix} x'_1 \\ y'_1 \\ z'_1 \end{bmatrix} = \mathbf{R} \begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \\ z_1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} l \\ m \\ n \end{bmatrix}, \quad (8)$$

式中 (l, m, n) 表示站点 1 和站点 2 之间的平移位置, \mathbf{R} 表示站点 1 和站点 2 之间旋转矩阵,

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} \cos \theta & \sin \theta \cos \gamma + \cos \theta \sin \beta \sin \gamma & \sin \theta \sin \gamma - \cos \theta \sin \beta \cos \gamma \\ -\sin \theta \cos \beta & \cos \theta \cos \gamma - \sin \theta \sin \beta \sin \gamma & \cos \theta \sin \gamma + \sin \theta \sin \beta \cos \gamma \\ \sin \beta & -\cos \beta \sin \gamma & \cos \beta \cos \gamma \end{bmatrix}, \quad (9)$$

式中 θ 、 β 、 γ 分别表示与 x 轴、 y 轴、 z 轴的夹角。

分别将三对特征点对代入,即可求出平移位置 (l, m, n) 和旋转矩阵 \mathbf{R} , 至此求出了两站点之间的变换矩阵。根据变换矩阵对点云进行初始变换,完成初始配准。

3.2 点云的精确配准

精确配准时,首先把初始矩阵设置为 4×4 的单位矩阵,然后进行 NDT 算法中的统计模型做最优匹配。

NDT 算法中参数的设置至关重要。体素的大小确定了 NDT 网格结构的分辨率,因其函数的作用只限于体素内,每个体素内包含与点相关的平均值、协方差、统计数据,而统计数据作为一组高斯分布用来模拟点云,并且可以计算和优化体素内任意点的存在概率。如果体素数值太大,配准的精度会大大减小;反之,单元格内的概率函数就不能清晰的表示体素的表面特征,并只有距离挨着很近的两幅点云才能匹配到一起。该参数的设置与尺度最相关,并高度依赖于点云的大小和特征。

NDT 算法使用 More-Thuente 线搜索,这一算法能确定最大步长值范围内的最佳步长,当靠近最优解时,该算法会缩短迭代步长;最大步长越大,将会在越少的迭代次数下遍历越大的距离,但却容易陷入过度迭代和以错误的局部最小值处结束的风险,因此需设置 More-Thuente 线搜索允许的最大步长。

此外,最小变换差异参数作为终止条件,分别从长度和弧度定义了变换矩阵的最小许可递增量,一旦递

增量减小到这个临界值一下,那么配准将终止。

4 配准实验与误差分析

在 Intel i5 CPU, 4 GB 内存的计算机上采用 Visual C++ 和 Matlab 混合编程, 为验证 SURF-NDT 算法的有效性, 以本实验室的两组由 Leica C10 激光扫描系统获取的点云数据作了配准实验, 其中一组数据是太原理工大学广场雕塑, 另一组数据是太原永祚寺宣文塔。

4.1 学校广场雕塑

实验数据来源于太原理工大学广场雕塑点云中两站数据。如图 2 所示, 黄色是站点 1 点云, 用 scan1 表示, 点云数量为 152835; 绿色是站点 2 点云, 用 scan2 表示, 点云数量为 150039。由于这两组数据是在不同站点采集的, 点云的初始位置偏差很大。图 3 表示对 scan1 和 scan2 在点云的垂直平面影像化之后生成二维图像, 并利用 SURF 算法对图像特征匹配, 然后通过 RANSAC 剔除错误点后的结果。从中选出 3 对二维特征点对, 找到其对应的三维点, 计算出两点云的初始变换矩阵, 完成初始配准, 其结果如图 4 所示。尽管 scan1 和 scan2 之间还有明显偏差, 但它们已经基本配准在一起, 达到了初始配准的要求, 由于其采用特征配准方法, 运算速度快。再根据 NDT 算法, 对 scan1 和 scan2 进行精确配准, 结果如图 5 所示。



图 2 雕塑点云初始位置

Fig.2 Initial position of the sculpture point clouds

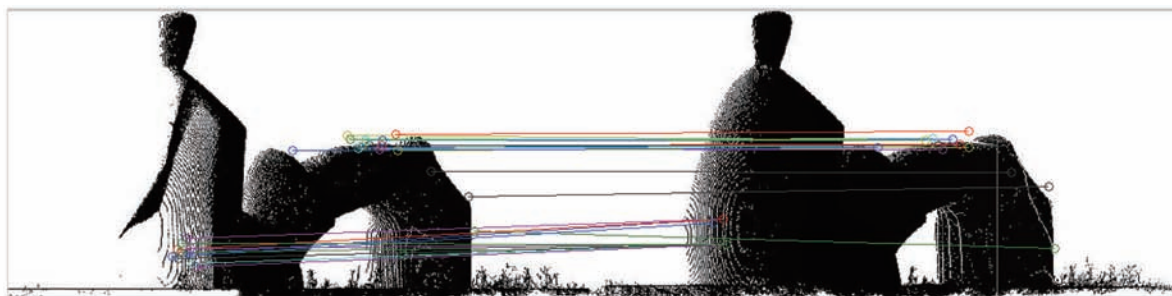


图 3 雕塑图像的特征匹配

Fig.3 Feature matching of the sculpture images



图 4 雕塑初始配准结果

Fig.4 Initial registration of the sculpture



图 5 雕塑精确配准结果

Fig.5 Precise registration of the sculpture

如上所述, SURF-NDT 算法能把 NDT 算法应用到 TLS 中, 完成点云配准。为进一步验证算法的有效性, 对 SURF-NDT 算法进行精度评价并与其他算法对比, 从程序运行时间、对应点数和对应点平均距离三

方面做比较。

首先,相比较于文献[9-10]的初始配准算法(分别记作L9-NDT和L10-NDT),从理论上本文算法采用的配准策略和方法在运算时间和精度方面有很大优势。实验证明,如表1所示,三种算法的最终精确配准的对应点平均距离相差无几,其原因是NDT算法的配准精度高,对点云的初始位置要求低,但由于初配精度不同,NDT配准时循环迭代次数不同,运算时间也稍有不同。在初始配准中,由于算法不一样,其运算时间和配准精度有很大差异,文献[10]在三维环境下提取特征值,其运算速度较慢,不过配准精度较好;但文献[9]由于使用影像和点云完成初配,其外方位元素容易造成较大误差,从而导致配准精度较低甚至完全不能完成初配。由此可见,本算法的初始配准策略由点云生成二维图像的稳健性强。

表1 三种NDT算法的精度和运行时间的比较

Table 1 Comparison of the accuracy and the operation time among three NDT methods

Algorithm	Initial registration			Precise registration		
	Operation time /s	Corresponding points number	Average distance /mm	Operation time /s	Corresponding points number	Average distance /mm
L9-NDT	8.91	28962	8.32	6.12	102235	0.5211
L10-NDT	13.25	41073	5.73	5.48	102589	0.4981
SURF-NDT	3.56	44750	3.801	5.34	102668	0.4648

其次,把SURF-NDT算法、SURF-ICP算法和某商业软件手动配准作对比实验。如表2所示,三种算法中,SURF-NDT算法的有效对应点数最高,对应点间平均距离最小,并且运算时间也最短。相比商业软件,SURF-ICP算法的配准效果较好;但与SURF-NDT相比,SURF-ICP算法运算时间长,配准精度也相对低。此外由于ICP算法对点云的初始位置要求高,可知本文所用初始配准方法达到ICP初姿的要求。

表2 三种配准算法的精度和运行时间的比较(雕塑图像)

Table 2 Comparison of the accuracy and the operation time among three registration methods (sculpture images)

Algorithm	Initial registration			Precise registration		
	Operation time /s	Corresponding points number	Average distance /mm	Operation time /s	Corresponding points number	Average distance /mm
SURF-NDT	3.56	44750	3.801	5.34	102668	0.4648
SURF-ICP	3.56	44750	3.801	35.38	81394	1.0546
Commercial-ware	---	-----	-----	----	75549	2.6512

4.2 太原永祚寺宣文塔

太原永祚寺的双塔即“文峰塔”和“宣文塔”素有“文笔双峰”美誉,是国家级文物,也是太原现存古建筑中最高塔。其中宣文塔始建于1608年,为砖石结构八角塔,由下而上每层作规律递减,共13层,塔高约54 m。为对其进行研究和保护,实验室分别在不同的距离采用不同分辨率对其进行测绘。为进一步验证本算法的可行性和有效性,实验采用距离分辨率不同的宣文塔两站数据做配准实验。初始点云位置如图6所示,其中黄色为第一站点数据,点云数量277094,在距离较远处采集,塔下半部的平均点间距约0.035 m,上半部的平均点间距约为0.065 m;由于采集点较近且塔自身存在遮挡,随着塔高的增加,获取的数据逐渐减少,第12层以上的数据几乎没有;红色为第二站点数据,数量335397,在距离较远处采集获取塔上半部的数据,塔下半部的平均点间距约0.03 m,上半部的平均点间距约为0.045 m。

此组数据是两站不同分辨率数据的配准。在初始配准中,首先对数据网格化均匀下采样,使点云均匀分布,以便点云影像化时二维和三维之间建立一一映射的关系;根据SURF算法提取两图像之间的特征匹配点,如图7所示。根据图像和点云的映射关系,对原始点云初始配准,结果如图8所示,尽管两站点之间还有明显偏差,但已建立起良好的位置关系。利用NDT算法中概率分布函数精确配准,由于配准原理是划分网格并计算正态分布函数,故即使两站点云的分辨率不同,也不会影响配准结果。配准结果如图9所示。

再次把SURF-NDT算法、SURF-ICP算法和商业软件手动配准作对比实验。如表3所示,对于越大场景的不同分辨率点云数据,SURF-NDT算法在配准时间和配准精度的优越性越能体现出来。根据点云数据特征,设置网格分辨率为0.1 m,配准精度达到最优值;尽管是大场景数据,由于网格划分大,配准时间却很

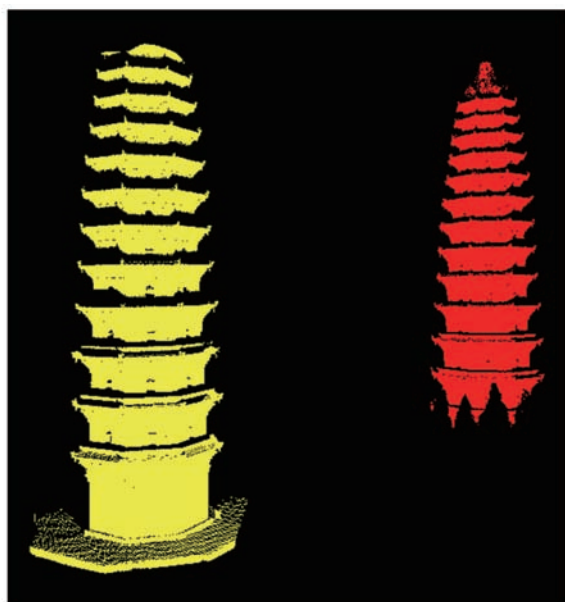


图6 塔点云初始位置

Fig.6 Initial position of the tower

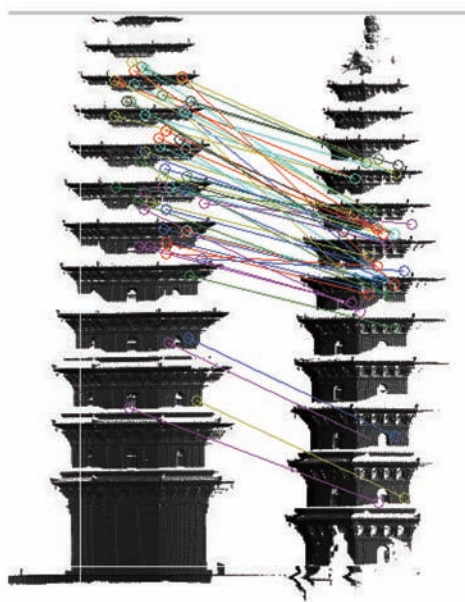


图7 塔图像的特征匹配

Fig.7 Feature matching of the tower images

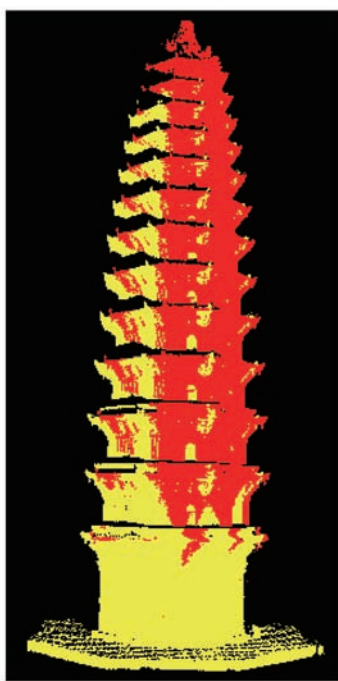


图8 塔初始配准结果

Fig.8 Initial registration of the tower

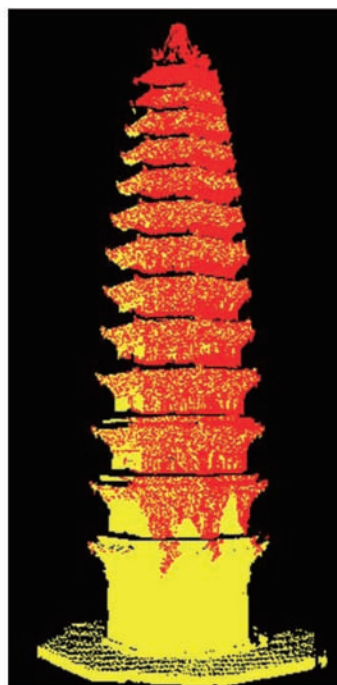


图9 塔精确配准结果

Fig.9 Precise registration of the tower

短;反之,由于ICP算法是根据最近距离搜索法完成配准,对于不同分辨率两点云,配准效果差;对于越大场景的点云,ICP算法的运算时间越长,算法的缺点更加明显。从对应点数和平均距离看,SURF-ICP算法反而没有商业软件的配准效果好。

5 结 论

针对地面激光点云数据的特点,提出了一种SURF-NDT配准算法。实验结果表明,改进后的NDT算法不但适用于地面激光数据,其运算时间和配准精度还明显优于常用的经典配准算法;特别是对于不同分辨率的大型场景的地面激光数据,其配准效果更良好,更能体现优越性。

表3 三种配准算法的精度和运行时间的比较(塔图像)

Table 3 Comparison of the accuracy and time among three registration methods (tower images)

Algorithm	Initial registration			Precise registration		
	Operation time /s	Corresponding points number	Average distance /mm	Operation time /s	Oorresponding points number	Average distance /mm
SURF-NDT	5.32	25278	7.82	6.32	140154	0.6918
SURF-ICP	5.32	25278	7.82	92.1	98016	2.323
Commercial-ware	---	-----	-----	----	138185	0.9123

对于 NDT 算法的改进还需继续进行,在以后的工作中,将着重于 NDT 算法中网格划分的方法和分数值优化方法的改进以及二维图像特征匹配方法的改进,以便进一步提高该算法在 TLS 中的适用性和算法的有效性。

参 考 文 献

- 1 Nguyen Tien Thanh, Liu Xiuguo, Wang Hongping, *et al.*. 3D model reconstruction based on laser scanning technique [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2011, 48(8): 081201.
Nguyen Tien Thanh, 刘修国, 王红平, 等. 基于激光扫描技术的三维模型重建[J]. *激光与光电子学进展*, 2011, 48(8): 081201.
- 2 Besl Paul J, Neil D McKay. Method for registration of 3D shapes [J]. *IEEE Trans Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1992, 14(2): 239-256.
- 3 Bae Kwang-Ho, Derek D Lichti. Automated Registration of Unorganised Point Clouds from Terrestrial Laser Scanners [D]. Bentley: Curtin University of Technology, 2006.
- 4 Du Shaoyi, Zheng Nanning, Ying Shihui, *et al.*. Affine iterative closest point algorithm for point set registration [J]. *Pattern Recognition Lett*, 2010, 31(9): 791-799.
- 5 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.
- 6 Zhao Mingbo, He Jun, Luo Xiaobo, *et al.*. Two-viewing angle ladar data registration based on improved iterative closest-point algorithm [J]. *Acta Optica Sinica*, 2012, 32(11): 1128007.
赵明波, 何 峻, 罗小波, 等. 基于改进迭代最近点算法的两视角激光雷达数据配准[J]. *光学学报*, 2012, 32(11): 1128007.
- 7 Biber P, Strasser W. The normal distributions transform: a new approach to laser scan matching [C]. *Proceedings of the 2003 IEEE/RJS International Conference on Intelligent Robots and Systems*, 2003. 2743-2748.
- 8 Martin Magnusson, Andreas Nüchter, Christopher Lörken, *et al.*. Evaluation of 3D registration reliability and speed- a comparison of ICP and NDT [C]. *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, 2009. 3907-3912.
- 9 Shao Jie, Zhang Aiwu, Wang Shumin, *et al.*. Research on fusion of 3D laser point clouds and CCD image [J]. *Chinese J Lasers*, 2013, 40(5): 0514001.
邵 杰, 张爱武, 王书民, 等. 三维激光点云与 CCD 影像融合的研究[J]. *中国激光*, 2013, 40(5): 0514001.
- 10 Cheung S Y, Varaiya P. Traffic Surveillance by Wireless Sensor Networks: Final Report [D]. Berley: University of California, 2007. 55-59.
- 11 Silva Luciano, Olga Regina Pereira Bellon, Kim L Boyer. Precision range image registration using a robust surface interpenetration measure and enhanced genetic algorithms [J]. *IEEE Trans Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, 27(5): 762-776.
- 12 Herbert Bay, Tinne Tuytelaars, Luc Van Gool. SURF: speeded up robust features [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2008, 110(3): 346-359.
- 13 Juan Luo, Oubong Gwun. SURF applied in panorama image stitching[C]. *2nd International Conference on Image Processing Theory Tools and Applications*, 2010. 495-499.
- 14 Martin Magnusson. 3D Scan Matching for Mobile Robots with Application to Mine Mapping [D]. Örebro: Örebro University, 2006.

- 15 Martin Magnusson, Achim J Lilienthal, Tom Duckett. Scan registration for autonomous mining vehicles using 3D-NDT [J]. J Field Robotics, 2007, 24(10): 803-827.
- 16 Martin Magnusson, Henrik Andreasson, Andreas Nüchter, *et al.*. Automatic appearance-based loop detection from 3D laser data using the normal distributions transform [C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2009. 23-28.
- 17 Ula Cihan, Hakan Temelta. 3D multi-layered normal distribution transform for fast and long range scan matching [J]. J Intelligent & Robotic Systems, 2013, 71(1): 85-108.
- 18 Yungeun Choe, Inwook Shim, Myung Jin Chung. Urban structure classification using the 3D normal distribution transform for practical robot applications [J]. Advanced Robotics, 2013, 27(5): 351-371.
- 19 Cai Zesu, Hong Bingrong, Wei Zhenhua. Localization of mobile robots by NDT laser scan matching algorithm [J]. ROBOT, 2005, 27(5): 414-419.
蔡则苏, 洪炳镨, 魏振华. 使用NDT激光扫描匹配的移动机器人定位方法[J]. 机器人, 2005, 27(5): 414-419.
- 20 Li Xianshan, Zhao Fengda, Kong Lingfu. Study of SLAM based on NDT scan-matching for home service robot [J]. Computer Engineering and Applications, 2009, 45(25): 246-248.
李贤善, 赵逢达, 孔令富. 家庭服务机器人基于NDT扫描匹配的SLAM研究[J]. 计算机工程与应用, 2009, 45(25): 246-248.
- 21 Bentley J L. Multidimensional binary search trees used for associative searching [J]. Commun ACM, 2012, 18(9): 509-517.
- 22 Henry P, Krainin M, Herbst E, *et al.*. RGB-D mapping: using Kinect-style depth cameras for dense 3D modeling of indoor environments [J]. International J Robotics Research, 2012, 31(5): 647-663.
- 23 Lei Yuzhen, Li Zhongwei, Zhong Kai, *et al.*. Mismatching marked points correction method based on random sample consensus algorithm [J]. Acta Optica Sinica, 2013, 33(3): 0315002.
雷玉珍, 李中伟, 钟 凯, 等. 基于随机抽样一致算法的误匹配标志点校正方法[J]. 光学学报, 2013, 33(3): 0315002.