

带有 4D ICP 算法的颜色点云配准

Hao Men, Biruk Gebre, Kishore Pochiraju

哈伊梦，比鲁克·盖布雷，基沙尔·波奇拉朱

摘要-本文提出了一种加速使用相关图像的色调数据来注册 3D 点云段的方法。所提出的迭代最近点（ICP）算法的变体结合了来自图像注册的 3D 点云的归一化点范围数据和加权色调值计算的 RGB 数据。基于 k-d 树的最近邻搜索用于在 {x, y, z, 色调} 4D 空间中关联公共点。用于注册所需的未知刚性平移和旋转矩阵通过奇异值分解（SVD）方法迭代求解。使用移动机器人安装的扫描仪生成了大面积的彩色点云段。将 4D ICP 注册与典型的 3D ICP 进行比较，并生成的地图段的数值结果表明，4D 方法解决了注册中的歧义，并比 3D ICP 更快地收敛。

I. 引言

准确生成三维地图对于诸如测量、救援、安全、国防和建筑等领域都是感兴趣的。激光扫描设备被应用于生成描绘物体和环境的空间信息的点云。这些扫描仪利用精密高速旋转机构和传感器生成高密度的三维点云。彩色相机的相应光学图像也可以与三维点云相关联，以生成逼真的三维彩色点云。三维彩色点云包含距离和纹理信息，提供了被扫描环境的更丰富的表示，并允许更容易地识别扫描内的物体。

可以通过从多个位置获取三维扫描来生成大规模三维地图。在不同位置获取的单个扫描必须根据视角位置和方向信息组合在一起，形成基于视角信息的完整大规模地图。将来自两个足够接近的视角的点云相关联的算法可分为迭代最近点（ICP）相关技术、ICP 变体相关技术和非 ICP 技术。迭代最近点（ICP）算法中使用点对点关联策略。这是用于点云地图注册的最流行的注册算法。

在 ICP 算法中，不同点云中最接近的点被关联，并迭代计算最小化两个数据集的关联点之间分离的均方误差的最佳刚性变换。收敛后，ICP 算法已被证明在最小误差处终止。奇异值分解（SVD）方法、特征系统方法和双四元数技术通常用于确定两个点云中匹配点之间的最小平均距离。近年来，基于 SVD 的算法由于其稳健性和易实现性而被广泛用于 ICP 和 6D SLAM。

可通过将彩色相机集成到自定义构建的三维激光雷达上来生成三维彩色点云。通过对混合传感器系统进行适当校准，可以将距离测量和视觉信息集成在一起，构建一个逼真的、几何精确的场景表示。使用颜色映射的三维数据可用于通过加权红、绿、蓝数据来实现个别三维扫描的注册。在 ICP 过程中，可以基于尺寸数据和颜色数据完成对应点的搜索。每个点的色调（来自色调-饱和度-亮度模型）被分类并用作约束每次 ICP 迭代中最接近点搜索的过滤器。范围图像上的颜色数据可用于通过尺度不变特征转换（SIFT）估计成对扫描的初始对准，YIQ 颜色模型中传输的色彩属性被加权结合到新变体中，与尺度信息一起用于 ICP 精细注册。深度插值图像特征（DIFT）算法解决了两个图像之间的对应点，并基于提取的对应点注册彩色点云。概率扫描注册跟踪激光束，利用最大范围读数来增加对齐的可能性。点云表面法线分布有助于粗略对齐。点云表面法线矢量分布可以转换为方向直方图，作为扩展高斯图像，并且可以根据交叉协方差函数解决不同扫描之间的刚体运动。刚体运动也可以通过在傅立叶域中计算 $SO(3)$ 上的旋转群的离散傅立叶变换来解决。颜色属性已被应用作为核扩展在正态分布变换（NDT）过程中，以增加鲁棒性。在大多数情况下，基于法线的注册方法用于点云粗对齐，基于 ICP 的算法用于精细对齐。

本文介绍了一种借助于来自彩色激光测距系统数据的色调辅助的 4D ICP 算法。主要

想法是利用加权色调值与 3D 坐标数据来提高点注册速度和准确性。点关联发生在解决 3D 点云地图对齐可能出现的歧义时。在 ICP 过程中，通过色调数据可以提高点关联的性能。

II. 颜色点云生成

颜色点云是通过使用视频注册的 3D 激光雷达扫描系统创建的。该系统利用安装在旋转机构顶部的 2D 激光雷达扫描仪。激光雷达的定位旨在产生垂直 2D 扫描，而机构则围绕垂直轴旋转。在每次扫描期间使用旋转位置传感器来测量机构的角度，并作为用于生成 3D 扫描的球坐标系的第三维度。校准的高速视频摄像机安装在扫描仪的顶部，并用于实时给 3D 数据着色（图 1）。

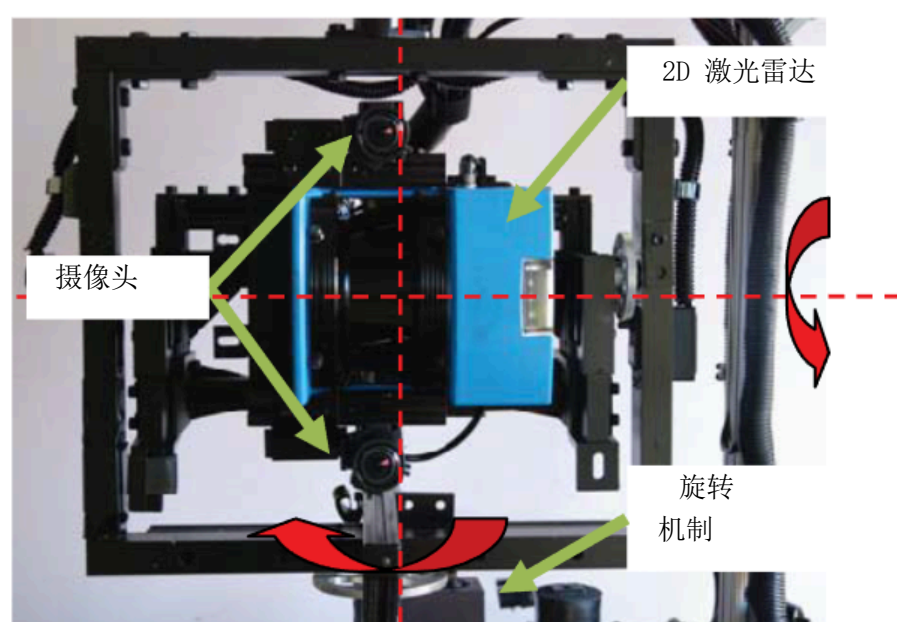


图 1. 3D 彩色激光雷达扫描系统

扫描机构安装在名为 ROAMS（远程操作和自主制图系统）的移动电动平台顶部，以实现大规模地图的生成（图 2）[13]。该系统可以从远距离无线操作，并可以生成偏远地区的地图。为了生成大规模地图，ROAMS 被驱动到扫描区域周围的各个位置，并在每个位置进行 3D 彩色扫描。



图 2. 远程操作和自主制图系统 (ROAMS)

III. 色调辅助 ICP 算法

色调值可以应用于提高点关联的准确性。在 ICP 过程中，大部分时间和计算成本花费在尝试找到正确点对上。典型的 3D ICP 方法使用最近空间距离规则。通过将点云距离值在 4D 空间中扩展，将加权色调值作为第四维。通过将色调值整合到最近点搜索中，点关联的准确性就能够得到提高。

A. 透视点的色调不变性

在从两个透视点拍摄的图像中，相同点的色调值保持一致，而红、绿和蓝色值通常因光照条件的变化而有所不同。为了有效地应用颜色来改进关联过程，应消除光照效应。原始 RGB 颜色数据转换为单独的色度、明度和亮度值的表示。图 3 展示了在魔方的彩色调板上以不同角度拍摄的两个相机图像，同一表面使用了四种颜色。图 3 还展示了去除了背景和黑色边框的颜色像素。图 4 显示了在 RGB 空间中所有像素的红、绿、蓝值的直方图。在 RGB 直方图中，图像的 R、G 和 B 分布随透视点而变化。当 RGB 颜色空间转换为 HSL 空间，并且在图 5 中绘制色调、明度和饱和度的直方图时，色调值相对不随相机位置而变化。因此，从色调-饱和度-亮度 (HSL) 模型中获取的像素的色调值用作颜色点关联过程中的第四维。

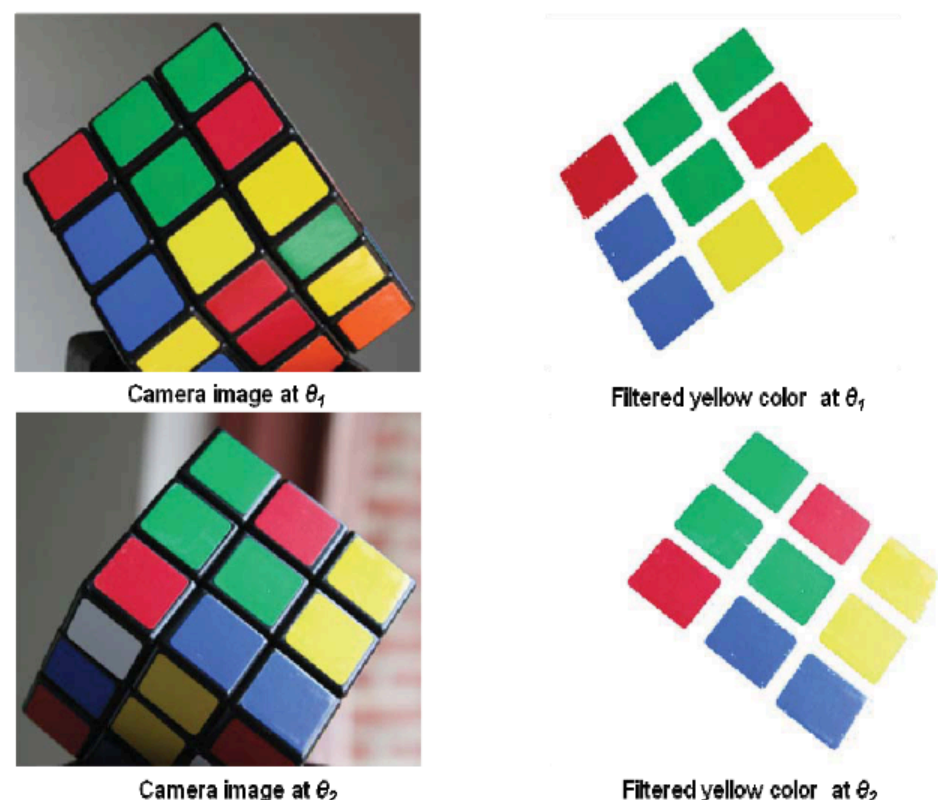


图 3. 魔方摄像机图像采用 2 个不同角度

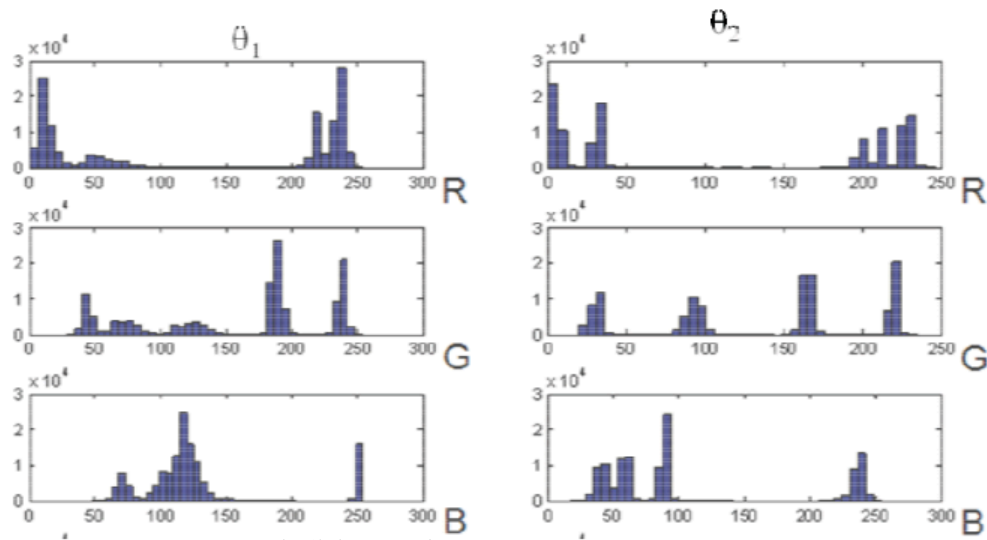


图 4. RGB 分布随摄像机位置变化 (θ_1, θ_2)

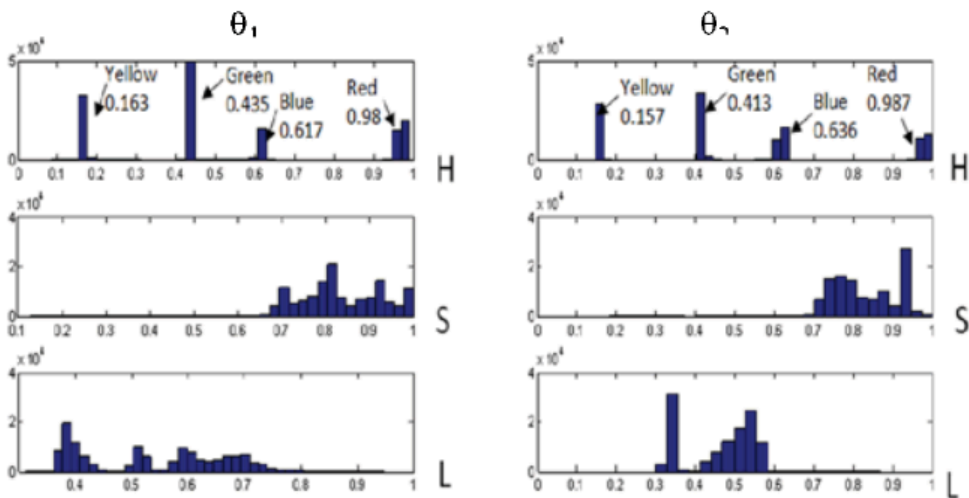


图 5 HSL 分布：色调不变

B. 色调辅助 ICP 算法

在四维 ICP 变型中，色调和距离数值必须结合在一起作为 $\{x\}$ 用于点关联。x, y 是具有距离单位的原始坐标值，h 是原始色调值。色调值从 0 到 1 进行了归一化，并在四维空间中的最接近点搜索过程中必须进行加权。h 是归一化和加权色调值。为了对坐标进行归一化处理，使用了扫描仪的最大距离范围，并且坐标空间重新调整为 0-1 的范围。点关联的归一化变量为 $\{x, y, z, h\}$ ，其中 $x=x/2r+0.5$, $y=y/2r+0.5$, $z=z/2r+0.5$, r 是激光雷达的最大范围。

色调维度的权重值应当适当选择，以用于点关联。由于距离和色调值都是在 0 到 1 范围内进行了归一化处理。色调的权重代表了它在最近邻搜索过程中的影响。较低的权重偏向于距离数据，而较高的权重偏向于色调数值。色调的小权重值对应于传统的 3D-ICP。实验结果表明，在准确点关联方面，色调权重为 10% 到 35% 的 3D 距离搜索距离产生了最佳结果。通过计算关联点对的平均均方根距离来评估四维 ICP 中的误差。

色调辅助 ICP 算法包括以下步骤：

1. 估计将数据点云中的点转换为模型点云坐标系的矩阵 R 和 T 的初始值。
2. 构建模型点云 M 的 k-d 树，带有加权色调值作为第 4 维度；
3. 在合并误差 > 预设容差时

3.1 使用 R 和 T 来转换数据点云

$$D\{d \dots d\}: D R D^T = T +$$

3.2 最近邻关联步骤：对于 $i=1$ 到数据点云中点的数量

设置关联点数 $N = 0$

在模型 k-d 树中搜索点 $d \{d_x, d_y, d_z, d_h\}$ 的最近点，如果在指定搜索范围 r 内存在最近点 m

关联 d 和 m 作为 $\{d, m\}$ ；递增关联点数量

++：结束 如果 结束 对于

3.3 距离误差计算：对于每一对关联点，计算标准化的均方根距离作为误差，

$$\epsilon = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sqrt{(d_{ix} - m_{ix})^2 + (d_{iy} - m_{iy})^2 + (d_{iz} - m_{iz})^2}$$

3.4 求解最小化 ϵ 的 R 和 T：构建正交矩阵 H（方程 7）并求解刚性旋转 R 和平移 T（方程 8 和 9）；

结束循环

4. 后配准误差估计：计算任何后配准误差，如平面性或曲率连续性。

基于 k-d 树的点云关联

在 3D ICP 算法中，根据最近距离规则搜索对应点。这可能导致在单次迭代循环中发生不正确的匹配，并需要超过 1 次迭代才能为给定数据点集配对正确的最近邻点。基于正确的色调属性，可以在一次迭代中找到模型中的最佳邻居。根据正确的颜色信息，可以用更少的迭代次数锁定对应点。

ICP 计算速度和精度高度依赖于关联过程。使用 k-d 树进行最近点搜索和关联或最近邻搜索（NNS）问题，可以提高搜索的速度和效率。k-d 树是一种空间划分数据结构，用于在 k 维空间中存储和组织数据。k-d 树是一种广义的二叉树类型，每个叶节点都是一个 k 维数据点，将超空间分割为两个子空间。分割是从第一维到 k 维依次进行的。

在 k-d 树上可以非常高效地进行最近邻搜索。对于已知数据点云中具有已知坐标的给定点和搜索半径的点，在算法中递归地沿树向下移动，并遵循与插入相同的过程。搜索在树的叶节点止步，然后识别在搜索半径内的模型树中的点。通过距离计算获取最近点，然后将其视为与搜索点关联的点。

在 3D 最近点搜索中，2 个相邻点云中的 2 点之间的距离是：

$$r_{(d,m)} = \sqrt{(d_x - m_x)^2 + (d_y - m_y)^2 + (d_z - m_z)^2}$$

在此， $d \{d_x, d_y, d_z\}$ 和 $m \{m_x, m_y, m_z\}$ 分别为数据点云中数据和模型点云地图的空间坐标。

在 4D 空间中，每个点的 4 个维度应该分别加权为 d 和 m。点的空间值应该通过 3D 搜索半径 rin 进行归一化，如方程（1）所示。为了在 4D 空间中实现最接近点的搜索，两个归一化点 d{d, d, d, h} 和 m{m, m, m, m} 之间的距离应为：

$$r_{ij}' = \sqrt{(m_{ix} - d_{jx})^2 + (m_{iy} - d_{jy})^2 + (m_{iz} - d_{jz})^2 + (m_{ihw} - d_{jhw})^2} \quad (2)$$

在 ICP 过程中，搜索半径影响计算时间和最终结果。所有迭代都应用恒定的搜索半径。如果搜索半径较大，则在关联过程中将包括太多点作为候选点。另一方面，如果搜索半径较小，可能导致点无法关联，需要更多的迭代。最佳搜索半径取决于点云的密度和初始位置估计。在 4D k-d 树搜索中，搜索半径基于坐标数据以及加权色调，如方程（3）所示。一般来说，搜索半径通常选择以产生约 50 个候选点。如果在构建 4D 空间时使用了大量权重，k-D 搜索将偏向色调维度，4D ICP 算法将表现得接近将色调滤波器应用于系统。

严格基于坐标的关联可能导致非唯一的配准。例如，如果模型和数据点云中的点属于一个平面，基于坐标的 ICP 将导致点的非唯一关联。在这种情况下，使用色调值可能导致点的唯一配准。

D. 误差最小化

If $m_i = \{m_{ix}, m_{iy}, m_{iz}\}$ 表示第 i 个坐标点的模型点或配准点集中 j 点的坐标，距离误差为 $d_j = \{d_{jx}, d_{jy}, d_{jz}\}$ 方程(4)所示。

$E(R, T) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N m_i R(d_i + T)$ (4) 如方程 5 所示，计算模型和数据点云中相关点的质心。将坐标平移，使得原点位于质心，如方程 6 所示。可以构建相关点的正交变换矩阵(Eq. 7)。旋转 R 和平移 T 是相互独立的。利用奇异值分解（Singular Value Decomposition, SVD），可以从正交矩阵中求解旋转 R(Eq. 8)。通过平移模型和数据点集的质心，计算出平移 T（Eq. 9）。

$$\bar{m} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N m_i, \quad \bar{d} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N d_i \quad (5)$$

是模型点 \bar{m} 和数据点云中相关点 \bar{d} 的质心， N 是相关点的总数。变换后的坐标是：

$$m_i' = m_i - \bar{m}, \quad d_i' = d_i - \bar{d} \quad (6)$$

关于转换坐标系的相关点，正交性矩阵 H 可以基于

$m' = \{m_i', i=1 \cdots N\}$ 和 $d' = \{d_i', i=1 \cdots N\}$ 。

$$H = \begin{bmatrix} S_{xx} & S_{xy} & S_{xz} \\ S_{yx} & S_{yy} & S_{yz} \\ S_{zx} & S_{zy} & S_{zz} \end{bmatrix}$$

在这里

$$S_{yy} = \sum_{i=1}^N m_i' d_{iy}', \quad S_{xx} = \sum_{i=1}^N m_i' d_{ix}',$$

$$S_{zz} = \sum_{i=1}^N m_i' d_{iz}', \quad S_{xy} = \sum_{i=1}^N m_i' d_{ix}' d_{iy}'$$

(7) 对矩阵 H 进行奇异值分解，以确定最小化误差的旋转矩阵 R，计算如下：

$$H = U V = \Lambda^T \quad (8)$$

最佳旋转位置的计算公式为：

$$T = \bar{m}^T - R \bar{d}^T \quad (9)$$

E. 收敛准则

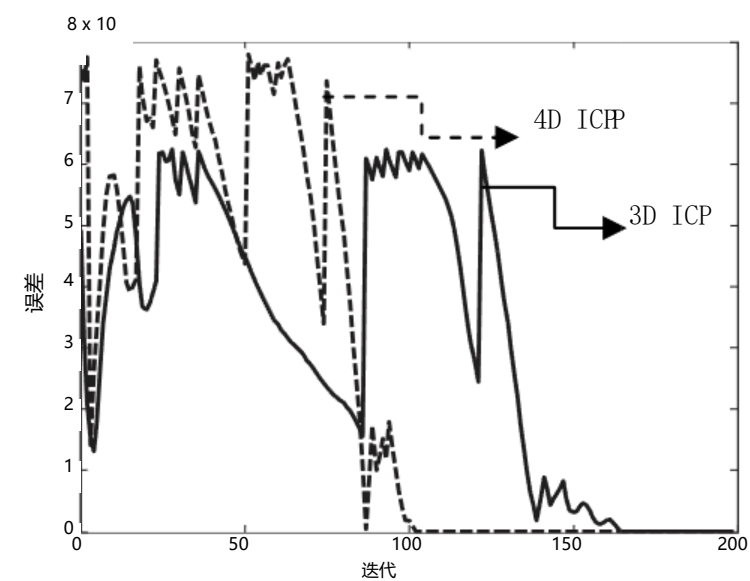
我们为 4D ICP 迭代的收敛建立了三个单独的标准。首先，我们使用一个称为关联稳定性的度量。关联稳定性（S）定义为在 ICP 算法的上一次迭代中改变其配对点的点的数量。较大的 S 值表示点的关联不稳定，而较小或零值表示点的配对已经稳定。其次，我们使用 NNS 搜索期间关联点的数量的收敛。第二个收敛标准是误差变化， $\Delta \epsilon$ 。当以下三种度量收敛时终止 4D ICP 算法：a) 错误值： $\Delta \epsilon = 0$

b) 关联的新点数： $\Delta N = 0$ c) 关联稳定性度量：S = 0. IV. 实验结果

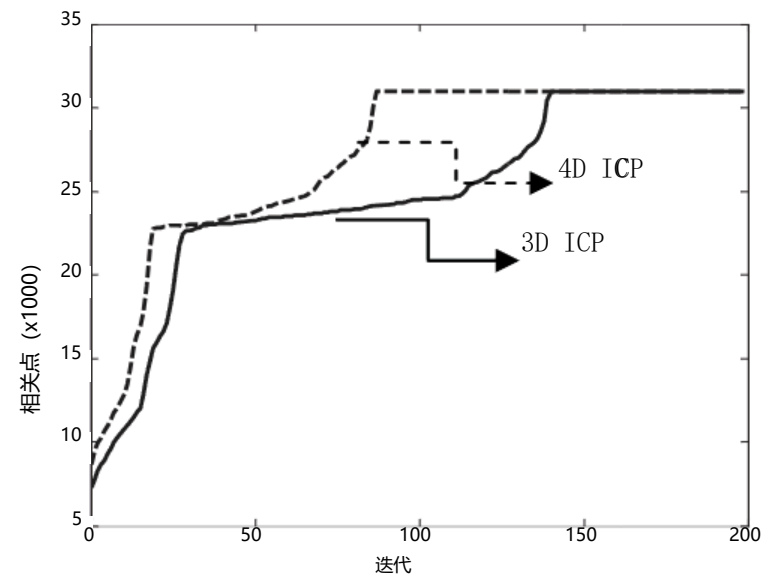
A. 已知 6DOF 变换点云段配准

该实验比较了已知先验的两个点云的配准变换的 3D ICP 和 4D ICP 之间的配准速度。两种算法均应用于移动映射机器人[13]获得的地图。相同的点云已经以 6DOF 在新的视点进行了转换。新的视图位置与原始空间分别围绕 Y 轴和 Z 轴偏移 10°。选择的平移分别为 X 轴 2.46、Y 轴 2.612 和 Z 轴 0.347 的距离。误差比较和相关点数比较显示在图 6(a) 和图 6(b) 中。图 6(c) 显示了关联稳定性，以说明过程的收敛。4D ICP 在 102 次迭代后完成注册，传统的 3D ICP 在 164 次迭代后收敛。这说明 4D ICP

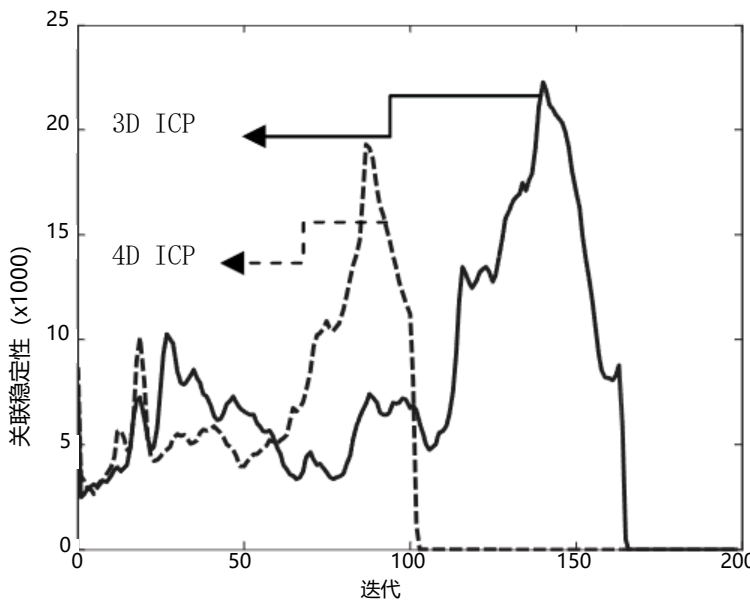
4D ICP 在 102 次迭代后完成注册，传统的因为 4D 最近 3D ICP 在 164 次迭代后收敛算法比 3D ICP 点关联更快，点搜索提供了更准确的融合颜色点云见图 7。



(a) 均方误差



(b) 关联 poi 数量



(c) 稳定性度量图 6. 4D ICP 错误度量的演变

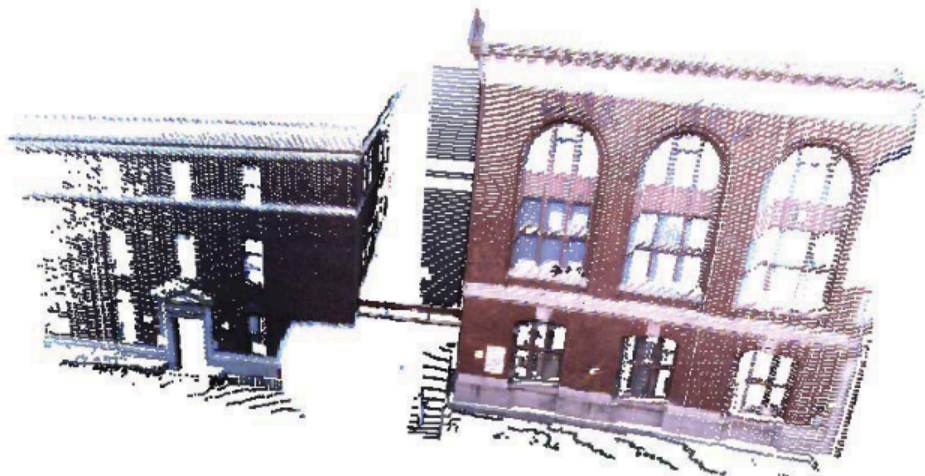


图 7。注册后的地图

B. 大面积点云 Reg 变换 未知的配准

3D ICP 和 4D ICP 算法构建了一个已经应用于从 8 个成对采外地图。不同位置的彩色点云已经在地图的点云中构建映射区域图上进行了注册。图 8 显示了航拍的视图。这个场景包括树木、道路、电在三维范围数据中找到两线。图 9 显示了一个机器人生成的往连续的优势位置后，在册地图。从点云生成的地图段依次进行 树中设置了搜索半注册。所有点云已经通过扫描仪范围进 色调值范围设置为 3D 行了归一化，3D ICP 处理中的距离误差进化的约 25%，置为 0.0094。色调已经从 0.0 标准注册地图段。到 1.0，饱和度设置为 0.15，色调权重为 0.0023（搜索范围）。表 1 显示了进行注册所需的迭代次数。

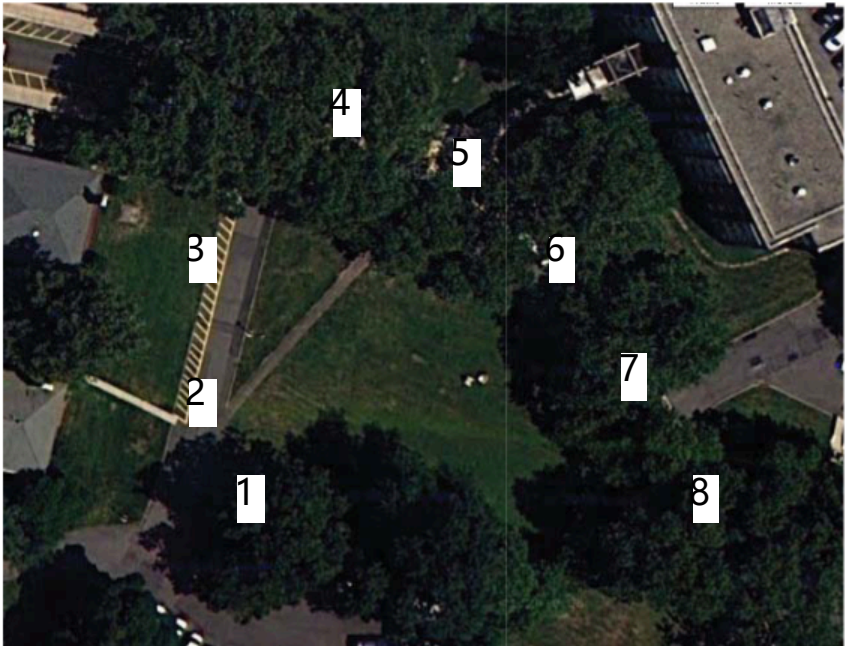


图 8. 室外地图的卫星图像 区域和优势位置

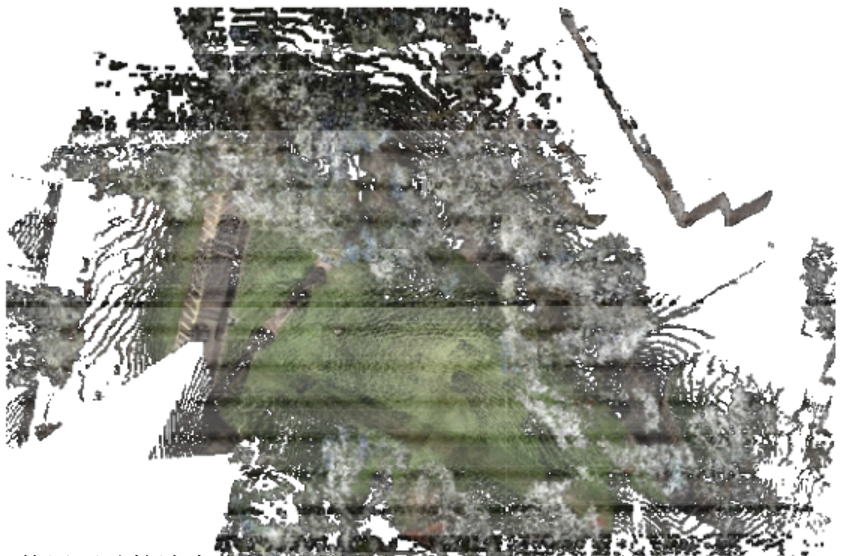


图 9: 使用两种算法生成的地图的俯视图 依次注册的地图段落

表 I

错误比较			ND 迭代		
3D ICP 迭代次数			4D ICP 迭代次数	3D ICP 误差	4D ICP 误差
2	45	35	0.0052646	6	0.0053503
3	54	44	0.0058086	6	0.0060067
4	77	54	0.0002445	5	0.0018108
5	49	43	0.0006499	9	0.0019955
6	66	59	0.0010315	5	0.0011188
7	73	69	0.0008080	0	0.0008052
8	99		95	0.0004273	0.0004371

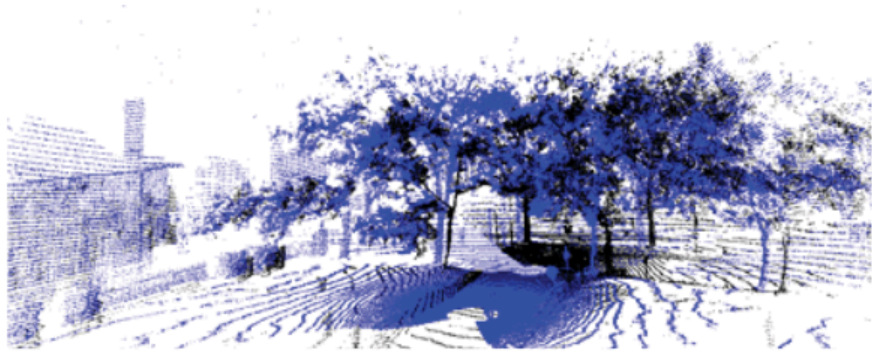


图 10: 从视角 3 (蓝色) 和 4 生成的点云地图
注册之前的 (黑色)



(a) 黑色数据点来自观察点 4, 蓝色数据点来自观察点 3。



(b) 从两个观察点获取坐标数据和颜色数据 图 11: 在注册后从两个观察点生成的彩色点云地图。

相对于传统的 3D ICP, 4D ICP 所需的迭代次数较少。此多地图分段顺序注册实验阐明了将色调维度加入大规模地图构建的注册过程的影响。例如, 在注册之前, 在图 10 中展示了位置 3 和 4 采集到的点云, 注册后的点云显示在图 11 中, 图 11(a)描述了两个不同颜色的点云, 位置 4 处的点云 (黑色) 已注册到位置 3 处的点云 (蓝色)。带颜色的组合点云显示在图 11(b)中。

V. 结论

本文描述了一种使用坐标和色调信息来合并地图段的 Hue 辅助的 4D 迭代最近点 (Iterative Closest Point) 算法。4D ICP 可以在不需要位置和方向信息的情况下工作。使用 4D ICP 对建筑数据集和大尺度室外点云地图进行了配准。使用色调值辅助点关联和误差最小化在 ICP 迭代方案中显示出了有效性。基于加权色调和距离数据的更高维度点关联导致更准确的点匹配, ICP 过程收敛更快。

REFERENCES [1] S. Thrun, “Robotic Mapping: A Survey”, Exploring artificial intelligence in the new millennium, Morgan Kaufmann Publishers Inc, pp 1-35, 2003.

[2] P.J. Bsel, “A Method for Registration of 3D Shapes”, IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 14, pp239-256, 1992 在 “模式分析与机器智能” 第 9 卷第 5 期, 1987 年, 第 698-700 页。

[4] J. Timotee, “用于形状配准的快速 ICP 算法”, 模式识别, Springer Berlin, 2002 年, 第 91-99 页。[5] S. Thrun, “移动机器人的探索与模型构建”, IEEE 神经网络国际会议, 1993 年, 圣弗朗西斯科, 美国, 第 1 卷, 第 [6] A. Nuchter, “具有近似数据关联的六维 SLAM”, IEEE 国际机器人与自动化会议, 2005 年, 西班牙巴塞罗那, 第 242-249 页。

[6] A. Nuchter, “6D SLAM with Approximate Data Association”, IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp242-249, 2005, Barcelona, Spain.

[7] A. Nuchter, “Caught k-d tree Search for ICP Algorithms”, 2007 年第 6 届国际三维数字成像与建模会议。[8] S. Rusinkiewicz, “ICP 算法的高效变体”, 2001 年第 3 届国际三维数字成像与建模会议, 第 145-152 页。

[9] A. Lorusso, “比较四种用于估计三维刚性变换的算法”, 1995 年英国机器视觉会议。[10] C. Robertson, “范围数据的并行进化配准”,

[9] A. Lorusso, “比较四种用于估计三维刚性变换的算法”, 1995 年英国机器视觉会议。[10] C. Robertson, “范围数据的并行进化配准”,

[9] A. Lorusso, “比较四种用于估计三维刚性变换的算法”, 1995 年英国机器视觉会议。[10] C. Robertson, “范围数据的并行进化配准”,

[9] A. Lorusso, “比较四种用于估计三维刚性变换的算法”, 1995 年英国机器视觉会议。[10] C. Robertson, “范围数据的并行进化配准”,

[12] H. Andresson, “视觉辅助的基于 3D 激光扫描仪的配准”, 欧洲移动机器人大会: ECMR, 2007 年, 页码 192-197。

[13] B. Gebre, H. Men, K. Pochiraju, “远程操作和自主映射系统 (ROAMS)”, 第二届 IEEE 国际智能机器人与系统会议, Woburn, MA, 2009 年 International Conference on Technologies for Practical Robot Applications, Woburn, MA, 2009

[14] A. Makadia, E. P. Iv, K. Daniilidis, “三维点云的全自动配准”, 《2006 年计算机视觉与模式识别会议论文集》第 1897-1904 页, 2006 年 Society Conference on Computer Vision and Pattern recognition, pp1297-1304, 2006

[16] J.H. Joung, K.H. An, J.W. Kang 等, “3D 环境重建” 使用方向直方图扫描数据”, 《摄影测量、遥感和空间信息科学国际档案》, 第 XXXVII 卷, 北京, 2008 年。

[16] J.H. Joung, K.H. An, J.W. Kang et al, “3D Environment Reconstruction 使用修改后的颜色 ICP 算法通过融合摄像头和 3D 激光测距仪”, “2009 年 IEEE 国际智能机器人与系统会议”, 美国圣路易斯, 2009 年。

[17] A.E. Johnson, S.B. Kang, “纹理 3D 数据的注册和集成”, “最近进展的国际 3D 数字成像和建模会议论文集”, 第 234-241 页, 加拿大渥太华, 1997 年。

[18] H. Men, K. Pochiraju, “色调辅助的 3D 点云注册”, ASME 2010 国际设计工程技术会议, 加拿大蒙特利尔, 2010 年。

[19] H. Andreason, A.J. Lilienthal, “使用深度插值的局部图像特征进行 6D 扫描配准”, 《机器人技术配准系统》, 2010 年, 第 501 页, 会议论文集, 2002 年。[21]

A. Makadia, E. P. Iv, K. Daniilidis, “三维点云的全自动配准”, 《计算机视觉与模式识别会议论文集》, 地面激光扫描的自动配准”页。

3D Point Clouds”, Proceedings of the 2006 Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern recognition, pp1297-1304, 2006

[22] A.G. Chibunichev, A.B. Velizhev, “Automatic Matching of Terrestrial 使用方向直方图扫描数据”, 《摄影测量、遥感和空间信息科学国际档案》, 第 XXXVII 卷, 北京, 2008 年。

[23] B. Huhle, M. Magnusson 和 W. Straber 等, “注册带有基于核的扩展的彩色 3D 点云到正态分布变换”, IEEE 国际机器人与自动化会议, 美国加利福尼亚州帕萨迪纳, 2008 年 5 月 19-23 日。