

¹ 厄勒布鲁大学自然科学与技术系应用自主传感器系统中心, 瑞典厄勒布鲁

² 智能系统感知, 慕尼黑工业大学, 慕尼黑, 德国

³ 瑞典于默奥大学放射物理系辐射科学系

一致

Himanshu Gupta, 厄勒布鲁大学科学技术系应用自主传感器系统中心, Fakultetsgatan 1, Örebro 70182, 瑞典。电子邮件: Himanshu.Gupta@oru.se

资金信息

地平线2020框架计划

抽象的

包含深度和颜色信息的点云数据的注册对于各种应用至关重要, 包括现场机器人植物操纵、作物生长建模和自主导航。然而, 由于遮挡、植物密度和可变照明等因素, 当前最先进的配准方法常常无法应对具有挑战性的农田条件。为了解决这些问题, 我们提出了 NDT-6D 配准方法, 它是点云正态分布变换 (NDT) 配准方法的基于颜色的变体。我们的方法使用几何和颜色信息计算点云之间的对应关系, 并仅使用三维 (3D) 几何维度来最小化这些对应关系之间的距离。我们使用安装在葡萄园移动平台上的商业级 RGB-D 传感器收集的 GRAPES3D 数据集来评估该方法。结果表明, 仅依赖于深度信息的配准方法无法为测试数据集提供高质量的配准。所提出的基于颜色的变化优于最先进的方法, NDT-6D 的均方根误差 (RMSE) 为 1.1 – 1.6 cm, 而其他基于颜色信息的方法的均方根误差为 1.1-2.3 cm 1.2-13.7 cm 用于基于非颜色信息的方法。通过使用 TUM RGBD 数据集, 通过人工添加室外场景中存在的噪声, 所提出的方法对噪声具有鲁棒性。与性能最佳配准方法的增加 ~ 75% 相比, 我们的方法的相对位姿误差 (RPE) 增加了 ~ 14%。获得的平均精度表明 NDT-6D 配准方法可用于田间精准农业应用, 例如作物检测、基于大小的成熟度估计和生长建模。

关键词

农业机器人、彩色点云、现场传感、机器感知、RGB-D 配准、立体红外、葡萄园

1 | 介绍

农业领域的自动化是户外机器人技术快速增长的应用, 主要是由于缺乏人力, 因此增加了收割、种植、修剪和修剪等手动田间作业的成本 (Oliveira 等, 2017)。, 2021)。随着视觉检测、三维 (3D) 重建和使用基于分析和人工智能的方法进行定位领域的最新进展, 这些劳动密集型任务正在使用机器人实现自动化 (Bac 等人, 2014 年; Bakker 等人, 2006; 鲍登等人, 2017)。这些系统具有降低成本和提高现场生产率的潜力。他们采用机器视觉算法 (Kamilaris & Prenafeta-Boldú, 2018; Tian et al., 2020) 主要依靠彩色图像来检测和定位目标作物。

为了计算目标作物的空间位置或形态方面, 通常需要深度信息 (Arad et al., 2020; Kurtser, Ringdahl, Rotstein, Berenstein, et al., 2020; Vit & Shani, 2018)。为此, RGB-D 相机非常适合, 因为这些传感器提供彩色 2D 图像和 3D 点云 (Kurtser, Ringdahl, Rotstein, Berenstein 等人, 2020; Ringdahl 等人, 2019), 封装在单个刚性传感器中封装能够承受这些应用中经常遇到的恶劣环境条件。彩色图像可用于基于颜色的检测、植物生长监测和成熟度估计。3D 点云可用于估计物理作物大小、形状和目标定位。在现场条件下运行的商业级 RGB-D 传感器最近才在市场上上市 (Ringdahl 等人, 2019 年; Vit 和 Shani, 2018 年)。直到最近, 点云主要用于使用 2D 和 3D LiDAR 进行现场机器人导航, 这种应用通常不需要颜色数据 (Biber 等人, 2012 年; Malavazi 等人, 2018) 或高点云密度。

随着 RGB-D 传感器渗透到农业机器人领域, 开发了用于田间提取作物大小、形状、成熟度和位置的算法。这些算法主要依赖于之前室内条件下的工作, 其中可以使用手持式 3D 扫描仪提取详细的 3D 植物模型 (Schunck 等人, 2021), 从多个角度获取数据。尽管之前的工作表明, 采用多个视点可以显着提高精度 (即 Harel 等人, 2016 年; Kurtser 和 Edan, 2018b), 但大多数户外算法依赖于从单个位置获取的点云。这可以归因于该领域经常提出的一个工作假设, 即最先进的配准算法通常无法为从 RGB-D 相机获取的嘈杂的室外感官数据和密集且重复的软动态树叶提供准确的配准结果存在于农业领域。虽然我们在之前的工作中声称 (Kurtser, Ringdahl, Rotstein, & Andreasson, 2020; Kurtser, Ringdahl, Rotstein, Berenstein, et al., 2020) 单帧检测对于某些应用来说已经足够了, 但显然更高在分析之前, 可以通过从多个角度记录数据来获得精度。例如, 由于对象边界附近存在大量溢出点, 依赖于单帧 RGB-D 的算法通常更容易产生额外错误。这个问题可以通过使用配准算法组合连续点云并对配准点云进行 3D 重建来解决。同样, 单帧 RGB-D 仅提供一个物体表面, 即面向相机的物体表面, 使得对体积和位置的正确估计存在偏差。

除了植物形态建模和定位等非常近距离的应用之外, 对源自商业级 RGB-D 相机在现场条件下获取的连续帧的多个点云进行配准也有可能取代或补充近距离导航中的 LiDAR。由激光雷达获取的用于导航目的连续点云聚合生成的丰富地图, 具有密集的近距离信息, 可以带来各种可能的应用, 例如现场监测和产量等测量值的获取。

由于现场条件下的点云配准是许多领域中一个深入研究的领域, 因此在本文中, 我们的目的是在农业机器人操作的现场条件下调查最先进的配准算法失败的原因。我们通过在商业葡萄园条件下获取的数据集 (GRAPES3D 数据集 [Kurtser, Ringdahl, Rotstein, Berenstein, et al., 2020]) 上比较一系列常用的配准算法来执行此操作。一旦发现了弱点, 我们就会提出我们的注册方法, 事实证明该方法在这些条

件下更加稳健。我们使用 RGB-D 配准和 SLAM 方法的基准数据集（TUM RGBD 数据集（Sturm 等人，2012））并使用数据集的评估指标来展示我们算法的鲁棒性。

1.1 | 贡献

鉴于在此特定设置中对 RGB-D 数据配准的概述需求，我们的贡献如下：

我们引入了一种新颖的配准方法（NDT-6D），该方法成功地配准了收集到的数据，并显示出比包括补充代码发布在内的最先进的配准方法对感官噪声更加鲁棒。¹

我们提出了对从葡萄园环境中的移动机器人收集的原型农业机器人 RGB-D 数据当前最先进的注册方法的评估结果。我们将这些结果与典型室内基准数据集上相同算法的评估进行比较。

我们详细评估了农业环境中颜色线索对扫描配准的贡献。

我们提供一种评估方法，重点关注与农业机器人应用特别相关的措施。

¹ 代码可在此处获取（上次访问时间为 2021 年 10 月）：<https://github.com/hgupta01/ndt-6d.git>

本文的其余部分的结构如下。首先，我们概述了 RGB-D 数据在农业机器人领域的使用以及数据配准和多视图分析方面的挑战。接下来，我们概述了当前的点云配准方法，并与我们的工作进行比较，以及一些标准符号。在第 4 节中，我们首先介绍用于评估各种配准算法的经验数据，然后描述建议的 NDT-6D 方法。最后，我们在结果部分介绍并讨论将配准算法应用于上述数据集所获得的详细结果，然后是一个简短的结论。

2 | 文献综述

2.1 | 2.1 农业机器人中的视觉传感器

在田间条件下操作的农业机器人中最常见的传感器是成像相机（Bac 等人，2014 年；Kamilaris 和 Prenafeta-Boldú，2018 年）。鲁棒性、低成本、重量轻、尺寸小，以及人类很大程度上依赖视觉来执行手动作物监测和操作等因素，都是 RGB 相机在作物监测应用中广泛使用的因素。作物以及田间条件下的病虫害检测通常是使用面向树叶放置的彩色摄像机来实现的（Al-Hiary 等人，2011 年；Bac 等人，2014 年；Kamilaris 和 Prenafeta-Boldú，2018；辛格和米斯拉，2017）。开发的算法旨在从图像数据中检测异常和异物。直接影响树叶检测性能的主要障碍通常是高遮挡率和可变的照明条件。提出的一些解决方案通常是多光谱或高光谱相机（Dale 等人，2013）、热成像（Vadivambal 和 Jayas，2011）和光弹性自适应算法（Arad 等人，2019；Zemmour 等人，2017）。

尽管依靠图像数据进行大多数作物监测操作具有明显的优势，但并非所有田间操作都可以仅依赖颜色数据或光谱数据。具体来说，在农业机器人中，所检测作物的物理尺寸和位置对于连续操作至关重要。农业机器人中比较流行的例子包括需要对植物进行物理操纵的操作，因此需要在世界坐标中定位目标以进行收割（Arad 等人，2020；Bac 等人，2014）、除草（Bakker 等人，2006；Bawden 等人，2017）和修剪（Botterill 等人，2017）。直到最近，大多数商用距离测量传感器与 RGB 相机相结合，都无法提供在室外条件下实施所需的传感数据质量，因此需要视觉伺服等技术解决方案（例如，用于收获 - [Arad 等人，2020；Barth et al., 2016]）或假设目标距离恒定（例如，自上而下的除草[Tillett et al., 2008]）。随着商业级 RGB-D 传感器的最新发展，现在在室外条件下也可以获取可接受质量的彩色点云（Ringdahl 等人，2019 年；Vit 和 Shani，2018 年）。

这些功能为监测作物物理尺寸和位置的近距离传感应用打开了大门。迄今为止，生长监测、基于物理尺寸的成熟度估计和表型特征提取等应用主要在实验室和采后控制的光室条件下进行测试（Hacking 等人，2019 年；Kirk 等人，2020 年；Nandi 等人，2020 年）。，2016）。此类传感器的可用性现在可以实现现场基于尺寸的表型采集（Kurtser、Ringdahl、Rotstein、Berenstein 等人，2020 年；Milella 等人，2019 年；Vit 和 Shani，2018 年）。所有这些操作都需要深度传感器。

2.2 | 2.2 果园和葡萄园环境中的测绘和数据融合

最近的几个葡萄园和果园自主监测项目的重点是需要以语义丰富的地图的形式融合和聚合从地面移动机器人收集的信息。VineScout（Fernández-Navales 等人，2021）配备红外传感器的自主地面车辆用于监测葡萄树的水分状况。这些信息被汇总到整个葡萄园的地图中。Bacchus 项目（Papadimitriou 等人，2022）在葡萄园条件下测试了更经典的同步地图和定位（SLAM）算法，目的是生成导航地图。Wang、Tang 和 Whitty（Wang 等人，2020）使用配备 RGB 和 RGBD 传感器的地面机器人生成了苹果园中花朵密度的地图。尽管使用从 GPS 单元提取的地理位置以地图的形式聚合语义数据，但作者并未注册来自 RGBD 相机的点云，而是执行单帧检测。

2.3 | 2.3 农业自动化领域的多视图和点云配准

使用多视点规划手机机器人配置或无人机现场监控是农业机器人视觉应用中广泛讨论的问题（Barth 等人，2016 年；Bulanon 等人，2009 年；Hemming 等人，2014；Kurtser 和 Edan，2018a，2018b；Zaenker 等，2021，2020）。由于高遮挡水平需要多个视点来克服问题，因此讨论通常集中在目标可见性上。传感器视点规划方法通常关注在时间限制和预期信息内容下规划传感策略的需要。这些方法通常不注册点云，而是规划下一个最佳视点。尝试在农业环境中注册从地面机器人获取的 RGB-D 点云通常侧重于水果收获的抓取姿势计算（Guo 等人，2020 年；Lehnert 等人，2016 年）或生长建模（Alenya 等人，2016 年）。，2011；Chebrolu 等人，2020）。

据作者所知，这些应用程序迄今为止仅在室内实验室条件下进行了测试，并且没有

处理具有挑战性的照明、遮挡和植物密度下的数据注册问题。迄今为止，现场条件下的点云配准仅在移动农业机器人的导航和测绘应用中实现，使用激光扫描仪和激光雷达获取 3D 点云，这些点云对室外照明条件更具适应能力（Gao 等人，2018；沙拉尔等人，2013）。因此，迄今为止在现场条件下应用的配准方法大多忽略了用于配准目的的颜色信息可能的附加值。

Dong、Roy 和 Isler（Dong et al., 2020）的工作是一个例外，他们使用从 RGB-D 相机获取的点云配准来执行树行映射。为了注册点云，作者提出了一种量身定制的算法，该算法依赖于语义约束形式的领域知识，例如树干的存在及其预期方向。

在我们之前的工作中，我们展示了如何将彩色点云的采集用于检测（Kurtser、Ringdahl、Rotstein 和 Andreasson, 2020a）和体积估计（Kurtser、Ringdahl、Rotstein、Berenstein 等人, 2020）对葡萄园条件下的葡萄进行分析，以预测产量为目标。在之前的两个应用中，我们采用了单帧非配准点云，假设最先进的配准算法通常无法为从 RGB-D 相机获取的嘈杂的室外传感数据和农业领域中缺乏柔软和动态叶子的密集和重复特征。

在本文中，我们旨在通过评估几种最先进的配准算法来挑战这一假设，并提出我们自己的配准方法。

3 | 点集注册

在本节中，我们回顾本工作中使用的最先进的注册方法。我们首先从数学上定义配准问题，并简要讨论配准方法。

两个点云 X 和 y 的配准意味着找到对齐点云的变换矩阵 \mathcal{T} 。这是一个迭代优化问题，其中配准损失最小化。配准问题可以用以下等式进行数学表达：

$$\mathcal{T}^* = \arg \min_{\mathcal{T}} \mathcal{L}(\mathcal{T}(X), y)$$

其中 \mathcal{T} 是刚性变换矩阵 ($\mathcal{T}(x) = \mathcal{R}x + t$)，使用旋转矩阵 $\mathcal{R} \in SO(3)$ 和平移向量 $t \in \mathbb{R}^3$ 表示。 \mathcal{L} 是配准损失函数，取决于所使用的配准算法。

在本文中，我们基于众所周知且使用最广泛的配准算法——迭代最近点（ICP）配准（Korn 等人, 2014）和正态分布变换（NDT）配准（Stoyanov 等人, 2012）。

自从 Besl 和 McKay (1992) 首次使用 ICP 一词以来，人们提出了几种变体。然而，根据 Pomerleau 等人的回顾（Pomerleau et al., 2015），ICP 算法的主要变化包括：（1）变换函数；（2）数据过滤器；（3）距离函数。

在上述农业机器人应用中，扫描预计不会显着扩展。因此，所呈现的 ICP 变化仅关注仅包括平移和旋转变化的刚性变换函数。点云情况下的数据过滤器用于通过进行特征增强（例如，计算点法线、提取角点或表面点）和特征减少（例如，点密度降低、地面去除）来减少噪声。除了基本的点云数据过滤器之外，本工作中还使用了基于图像的数据过滤方法，如第 4 节所述。在本工作中，我们使用具有点到点和点到平面距离的欧几里得距离函数分别进行 ICP 点-2 点和 ICP 点-2 平面配准。

已发布的 NDT 算法变体更加稀有，并且通常在概念上与以下方法没有显著差异。尽管如此，还是有一些变化（Das & Waslander, 2014; Magnusson 等, 2009; Stoyanov 等, 2012; Valencia 等, 2014）。因此，我们选择了最常见的依赖于点到分布和分布到分布距离的方法。

最后，最近基于深度学习的配准方法的一些努力通过训练网络进行特征提取和配准而受到欢迎（Villena-Martinez 等人, 2020）。这些方法在数据丰富的应用中似乎很有前景，但预计需要大量数据，这是农业机器人领域的常见瓶颈（Kamilaris & Prenafeta-Boldú, 2018; Kurtser、Ringdahl、Rotstein 和 Andreasson, 2020）。设计的网络通常依赖于与使用图像搜索关键点的 ICP 和 NDT 相同的概念方法，并且可以被视为我们评估的 SIFT-ICP 方法的扩展。

3.1 | ICP注册

ICP配准损失函数可以定义为源点云中的实体 (X) 到目标点云中的相应实体 (y) 之间的平方距离之和。这里，实体可以是点、平面或形状，对应的实体通常是目标点云中变换后的实体或点的最近邻。在塔瓦雷斯等人的工作中。（2020），详细描述了 ICP 注册损失函数。根据 Tavares 等人的广义 ICP 损失函数。（2020）可以定义为点云中匹配特征之间的距离之和，可以写成等式2。

$$\mathcal{L}(x, y) = \sum_i w_i d(x, C(y))^2,$$

其中 d 是距离函数， w_i 是实体对的可选权重， C 定义源点对应的实体

目标点云 y 中的云 X 。当实体是点时，损失函数是对应点之间的欧氏距离之和（Besl & McKay, 1992），对应是基于欧氏距离的最近邻。在 Chen 和 Medioni (1992) 中，建立了点到平面的对应关系，其中定义了损失函数，使得源点云中的点之间的距离沿着目标点云中的对应平面的法线减小云。

3.2 | 无损检测注册

NDT配准是一种使用NDT图的点集配准算法。NDT 地图是通过将点云划分为称为 NDT 单元的网格来构建的。对于每个 NDT 单元，使用落在网格中的点计算正态分布 $\mathcal{N}(\mu, \Sigma)$ 。NDT 配准算法有两种类型：点 2 分布 (P2D) 和分布到分布 (D2D)。在 NDT 配准中，成本函数相对于刚性变换矩阵 \mathcal{T} 迭代地最小化。点云 \mathcal{X} 和 NDT 图 \mathcal{M}_y 之间的 NDT P2D 配准成本函数（其中 \mathcal{M} 是点云 y 的 NDT 图）被定义为 \mathcal{X} 中的点属于地图 \mathcal{M}_y 中的 NDT 单元的负似然。NDT P2D 配准的成本函数如公式 3 所示

$$f_{p2d}(X, \mathcal{Y}, \mathcal{T}) = \sum_{x \in X} \sum_{\mu, \Sigma \in \mathcal{M}_Y} -c_1 e^{-\left(\frac{2}{\Sigma}(\mathcal{T}(x) - \mu)^\top \Sigma^{-1}(\mathcal{T}(x) - \mu)\right)},$$

其中， c_1 和 c_2 是 Magnusson 等人提到的正正则化因子。（2007）， x 迭代点云中的点 X 和 μ, Σ 迭代地图 \mathcal{M}_y 的 NDT 单元。为了降低成本计算的计算成本，使用最接近变换点的 NDT 单元参数（ μ 和 Σ ）。

NDT D2D配准成本函数在两个 NDT 地图（源地图 \mathcal{M}_x 和目标地图 \mathcal{M}_y ）之间定义，并表示地图之间的相异性。NDT D2D配准成本函数有两种类型，第一种成本函数方程（4）定义为源地图和目标地图 NDT 像元之间的 L_2 距离之和（Andreasson & Stoyanov, 2012）。第二个成本函数方程 5 基于模糊逻辑（Liao 等人, 2022）。

$$f_{d2d}(\mathcal{M}_X, \mathcal{M}_Y, \mathcal{T}) = -c_1 \sum_{i=1}^{N_{M_X}} \sum_{j=1}^{N_{M_Y}} e^{(-\frac{\sigma}{2} d_{ij})},$$

$$f_{fuzzy}(\mathcal{M}_X, \mathcal{M}_Y, \mathcal{T}) = \sum_{i=1}^{N_{M_X}} \frac{1}{\sum_{j=1}^{N_{M_Y}} \frac{1}{d_{ij}}}$$

在哪里,

$$d_{ij} = \mu_{ij}^T \Sigma_{ij}^{-1} \mu_{ij},$$

$$\mu_{ij} = T(\mu_i) - \mu_j, \Sigma_{ij} = R^T \Sigma_i R + \Sigma_j.$$

3.3 |预告片++

基于 ICP 和 NDT 的配准算法都是强大的配准工具，在当前文献中已被积极使用，但最近引入了更强大和快速的配准算法。一个代表性的例子是 TEASER++ 算法 (Yang et al., 2020)。该算法专门设计用于在存在大量异常值对应的情况下提供稳健的点云配准，这是户外农业数据集中预期的情况。配准算法利用点之间的对应关系（本文中用于颜色点云的快速点特征直方图 (FPFH) 点特征，也在本工作中使用），并使用基于图形的方法来查找最大团来拒绝大多数异常值。此外，配准成本函数对于平移、旋转和尺度估计是解耦的，并且基于截断最小二乘法 (TLS) 成本，这对大部分异常值对应应具有鲁棒性。

该算法还补充了易于实现的代码，这使其成为比较的绝佳候选者。考虑到本文算法的复杂性和空间考虑，我们建议感兴趣的读者参考原始论文 (Y (

3.4 | 3.4颜色信息介绍

上述ICP和NDT方法不使用颜色信息，并且成本函数仅基于点的几何信息。随着RGB-D数据的引入，可以通过使用每个点的颜色信息或使用图像特征来查找对应关系来调整成本函数。科恩等人。(2014) 使用颜色点找到点云之间的对应关系，并使用 ICP 注册来注册它们。在 Huhle 等人中。(2008)，彩色 NDT 单元用于配准，其被定义为颜色空间中的高斯混合模型(GMM)以及相应的加权空间均值和协方差。彩色 NDT 配准源自 NDT P2D 配准成本函数，成本计算为 NDT 单元的 GMM 中空间点的加权负似然，其中权重是颜色空间中的似然。Andreasson 和 Stoyanov (2012) 使用 SURF 图像特征来查找两个 RGB-D 帧中点之间的对应关系，并使用 NDT D2D 配准方法完成配准。我们的方法源自 Korn 等人的工作。(2014) 和斯托亚诺夫等人。(2012)，通过引入一种新颖的方法来利用颜色和几何信息来查找彩色 NDT 单元之间的对应关系。NDT D2D 配准成本函数用于最小化对应之间的距离。

图 1 给出了点云配准中包含颜色信息的示意图。从 RGB-D 图像到配准点云的管道包括获取

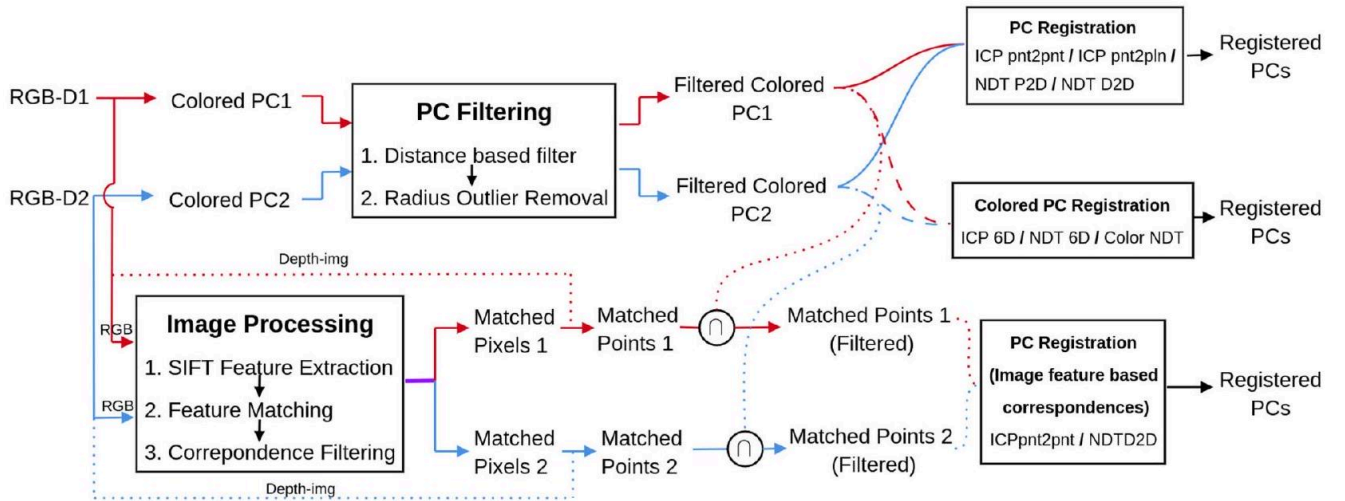


图 1 使用 RGB-D 图像进行场景配准的流程图。使用 3D 点和/或颜色信息的配准以及使用图像特征和 3D 点的配准。

从 RGB-D 图像中获取点云，对点云进行过滤，根据距离或图像特征获取对应关系，然后执行配准。

4 |方法和材料

4.1 |评估数据集

为了评估上述配准方法，我们使用 2 个数据集 - GRAPES3D 数据集 (Kurtser & Edan, 2018b) 和 TUM RGBD 数据集 (Sturm 等人, 2012)。根据以下标准选择数据集。(1) 数据集必须由商业级 RGB-D 相机采集；(2) 它必须包括对目标的视图，与目标和场景中其他物体的距离存在显著变化；(3) 采集的连续帧必须有明显的重叠（即采集频率必须与相机的运动速度合理）；(4) 点云和彩色图像应在特征丰富的环境中获取。选择标准是为了遵守所提出的算法的可能应用——点云配准，以便在果园、葡萄园和温室条件下更好地监测作物。

所提出的数据集都是使用 RGB-D 相机收集的，以获取彩色点云。GRAPES3D 数据集代表了打算使用算法的葡萄园和果园的环境条件。TUM 数据集提供了宝贵的基准数据，可帮助您更深入地了解无噪声室内条件下的算法性能。TUM 数据集的高质量数据提供了比较受人工噪声影响的配准算法的额外能力，以深入了解配准算法的稳定性和鲁棒性。

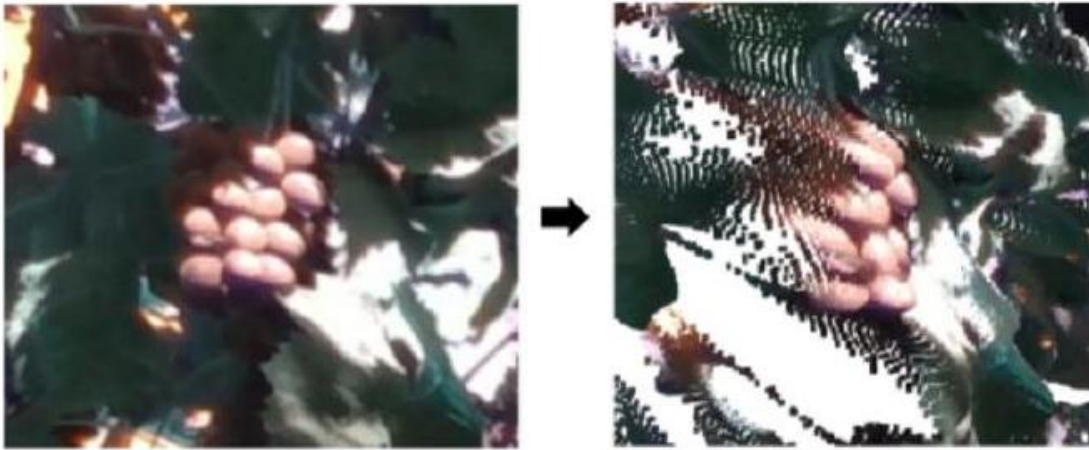
不幸的是，目前公开可用于基准测试的 RGB-D 数据集的数量有限，并且不符合上述标准。为露天作物监测的用例获取了 SugarBeats

2016 (Chebrolu 等人, 2017) 和 Rosario (Pire 等人, 2019) 等成熟基准。虽然这些数据包含使用 GPS-RTK 的详细地面实况, 但采集协议却存在显著差异。点云通常是从自上而下的角度获取的, 这可以遮挡照明干扰, 并在现场条件下提供与目标测量相当恒定的距离。此外, 采集通常以低频执行, 帧之间的重叠有限。虽然 TUM 数据集不是在农业条件下采集的, 但所使用的采集协议遵循上述标准并提供了额外的见解。在附录 B 中, 我们提供了将算法应用于 SugraBeats2016 数据集的额外结果 (Chebrolu 等人, 2017), 并进一步解释了将建议方法转化为气生作物监测应用的局限性。

4.1.1 | 葡萄3D

RGB-D 点云是使用安装在温室喷涂机器人 (GSR) 平台上的英特尔实感 D435 摄像头在两种不同的条件下收集的, 即带有盆栽葡萄植物的受控室外设置和商业葡萄园设置。Realsense D435 的视野为 $87^{\circ}(\pm 3^{\circ}) \times 58^{\circ}(\pm 1^{\circ}) \times 95^{\circ}(\pm 3^{\circ})$, 主动立体深度分辨率为 1280×720 。通过沿直线远程操作 GSR 机器人来收集数据, 相机安装在两种不同的配置中: (1) 面向 90° 处不断生长的行; (2) 相对于移动方向以 45° 水平角面向生长行。该数据集包含带有彩色图像、深度图像和相机信息的包文件。颜色和深度

(a)



(b)



(c)

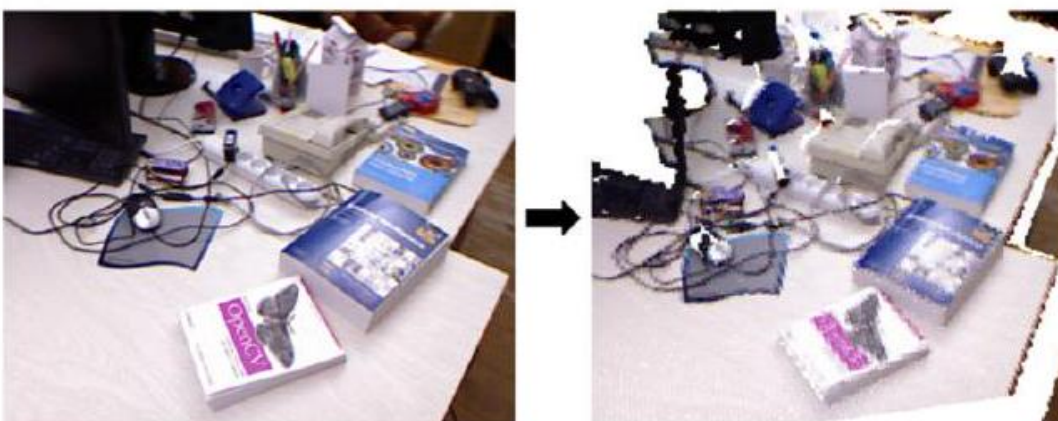


图 2 GRAPES3D 数据集的离群点示例和 TUM RGBD 的点云示例。(a) 物体边缘的溢出点, (b) 平坦表面的波状表面点, (c) 来自 TUM 数据集的无噪声点云示例。

图像从 bag 文件中提取并使用 librealsense 库的 *rs -covert* 工具进行对齐。² 使用以下公式将这些对齐的 RGB-D 图像转换为 3D 彩色点云：

$$p = \left(\frac{u - c_x}{f_x}d, \frac{v - c_y}{f_y}d, d \right)^\top$$

$$d = I_d(u, v)/s$$

其中, p 为相机帧中像素坐标对应的3D点 (u, v) , d 为深度图像中像素坐标 (u, v) 处的深度值 I_d , s 和 c_y 是相机传感器的像素中心, f_x 和 f_y 是相机传感器的像素中心。相机的焦距。

4.1.2 |慕尼黑工业大学数据集

这项工作中使用的 TUM RGBD 数据集的序列是使用 Microsoft Kinect 传感器在办公室和房间等室内场景中收集的。使用具有八个高速跟踪摄像机的高精度动作捕捉系统来收集地面实况轨迹。该数据集包含的扫描噪声明显低于在户外农业条件下收集的扫描噪声, 如图 2 所示。因此, 使用 TUM 数据集进行的评估旨在深入了解我们的方法对噪声的鲁棒性。具体来说, 我们评估以下场景 - (1) 嘈杂的模糊图像和 (2) 稀疏点云。我们使用“freiburg1_desk”、“freiburg1_room”和“freiburg1_xyz”数据序列, 因为这些都是长序列, 每次扫描中都存在特征, 用于配准方法和 SIFT 特征匹配。

此外, 由于 TUM 数据集中真实信息的可用性, 我们能够提供与真实情况相比的配准误差测量, 如第 4.4 节所述。

4.2 |预处理

在 Grapes3D 数据集中, 从 RGB-D 图像获得的点云包含许多需要去除的离群点。点云中的离群点是不属于任何物体表面的点, 它们是由于传感器中的噪声或环境噪声/参数而出现的, 如图 2 所示。点中出现噪声/离群点的一些常见原因使用 RGB-D 相机生成的云是不同的视角、光强度、物体的不同反射特性、相机位置的振动或急动。由于 RGB-D 相机针对近距离物体进行了校准, 因此我们观察到深度精度随着物体距离的增加而降低。因此, 必须首先根据距相机原点的距离对点云进行过滤。其他离群点, 例如边缘附近的溢出点、波状表面或由于传感器噪声而产生的点, 可以使用半径离群值去除或统计离群值拒绝等分析方法来去除 (不完全)。本工作采用半径异常值去除方法来过滤异常值。根据该方法, 从点云中过滤出满足式 (7) 条件的点, 其中 \mathcal{N} 是返回半径 r 的 \geq 最小点数的阈值。过滤后的点云的不同阶段如图 3 所示。

$$\mathcal{N}(p, r) < n_{\min}.$$



图 3 不同过滤阶段的过滤点云。从左到右 (i) RGB-D 图像, (ii) 未过滤的点云, (iii) 基于距离过滤器的过滤点云, 以及 (iv) 基于半径异常值过滤器和体素网格下采样的过滤点云。

根据对齐的 RGB-D 图像, 使用具有比例因子 $s = 800$ 的方程 (6) 和固有相机参数计算点云。对于每个配准算法, 使用相同的标准对点云进行过滤 (1) 基于距离的过滤器: 距离大于 3 m 的点被拒绝; (2) 基于半径的过滤器: 如果 0.01 m 半径内的相邻点的数量小于 20, 则拒绝该点 (3) 体素网格过滤器: 如果需要下采样 (在 NDT P2D 配准的情况下), 使用 0.02 m 的网格大小。所有比较方法都使用相同的预处理云。

为了评估不同色彩空间下的方法, 在 RGB、HSV 和 Lab 色彩空间中生成了三个版本的数据集。

对于 TUM 数据集, 使用公式 (6) 将 RGBD 扫描转换为点云; 用于转换的相机参数 (焦距和图像中心) 和比例因子取自 Sturm 等人。 (2012)。对于该数据集, 没有进行异常值去除预处理过程, 因为点云本质上噪声较小且特征更丰富, 如图 2 所示。唯一的预处理是在点云中人为引入噪声以评估算法的鲁棒性。这些降级过程包括使用以下内容生成数据集: (1) 体素大小为 1 cm 的下采样点云, 以及 (2) 应用窗口大小为 5×5 的高斯模糊内核。

4.3 |建议的注册方法

这项工作中提出的新方法 (NDT-6D) 是基于 Stoyanov 等人的。 (2012) 和科恩等人。 (2014)。该方法使用 NDT D2D 配准, 但通过使用点和颜色信息计算 NDT 单元平均值 (方程 [8]), 将颜色引入到该方法中。对于使用等式 (9) 的协方差计算, 仅使用几何信息。颜色在 Korn 等人的工作中使用的 Lab 颜色空间中表示。 (2014)。

$$\mu_{bd} = [\mu_p^\top, \mu_c^\top]^\top$$

$$\Sigma = \frac{1}{n} \sum_i^n (x_i - \mu_p)^\top (x_i - \mu_p)$$

单元均值 μ_{6d} 仅用于使用 k -最近邻方法查找 NDT 图之间的单元对应关系。并且配准仅使用单元的几何信息 (μ_p 和 Σ) 来完成。为了优化 NDT D2D 配准成本函数, 自动微分库 Ceres (Agarwal 等人, 2022) 因此, 未计算 NDT6D 成本函数的导数以进行优化。

我们方法的新颖之处在于我们如何将颜色信息纳入无损检测配准中。虽然 NDT D2D 采用相同的配准成本函数, 但它忽略了点云中的颜色信息并仅依赖于其形状信息。相反, 我们的方法利用 NDT 单元的颜色信息来建立源点云和目标点云之间的对应关系, 类似于 Korn

等人。(2014), 而不增加算法的复杂性。这与之前在NDT配准中结合颜色信息的方法不同, 后者涉及计算NDT单元的颜色GMM并且更加复杂。通过在NDT D2D配准和ICP-6D工作的基础上, 我们提出了一种新的基于NDT的配准方法, 可以有效地集成颜色信息。

4.4 | 4.4评价方法和措施

在这项工作中, 我们在复杂的农业数据集 GRAPES3D 和非农业室内数据集 TUM RGBD 数据集上测试和评估了最先进的配准方法。点云按照上一小节中所述进行预处理。这项工作中评估的注册方法分为三个主要组。第一组包含仅使用几何信息进行配准的配准方法。第二组配准方法使用色点信息进行配准, 第三组使用图像特征。

3D/几何点信息 (组 1) -ICP 点到点、ICP 点到平面、NDT 点 2 分布、NDT 分布到分布和 TEASER++。
彩色+3D/几何点信息 (组2) -广义ICP-6D、NDT-6D (我们的) 和彩色NDT配准

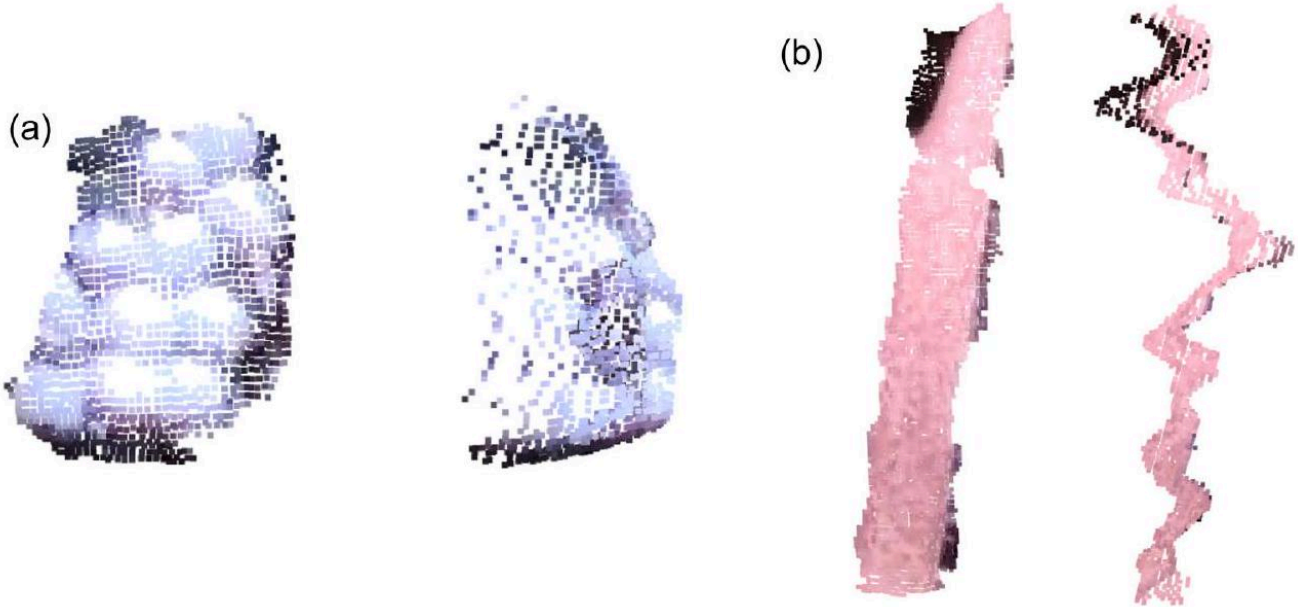


图 4 用于注册评估的提取标记数据示例。(a) 葡萄串和 (b) 支撑梁。

图像特征 +3D /几何点信息 (Group3) -SIFT对应+ICP点-2-点, 以及SIFT对应+NDT分布-2-分布

在GRAPES3D数据集上测试了group1、group2和group3中的配准方法, 以测试不同配准方法在农业机器人场景中的性能。此外, 还使用 TUM RGBD 数据集进一步评估了性能最佳的配准方法的抗噪声鲁棒性。

我们对所有配准的每次连续扫描进行成对配准。对于所有基于 ICP 的配准方法, 我们使用体素网格 0.015 m 对点云进行下采样, 为所有评估创建 NDT 地图的网格大小为 0.15 m 。对于 TEASER++ 算法, 使用的噪声参数为 25 mm , 它提供了鲁棒性和快速迭代之间的平衡。

由于 GRAPES3D 数据集中缺乏真实信息, 我们选择通过计算可识别物体和静态物体 (如葡萄串、花盆或横梁) 之间的均方根误差 (RMSE) 来评估 GRAPES3D 数据集上的配准性能 (图4)。这种方法可以更深入地了解感兴趣的小物体的注册能力, 这是获取物理作

物测量值 (例如葡萄串体积) 所需的功能。
通过在彩色图像中绘制边界框来标记感兴趣的对象, 然后使用基于颜色的分割提取相应的点云。为了最大限度地减少手动标签的错误和偏差, 我们使用 Kurtser 和 Edan (2018b) 概述的做法从手动标记的感兴趣区域中提取葡萄串。步骤包括: (1)将图像转换为NDI色彩空间; (2)在NDI颜色空间中使用K-means进行聚类; (3)在 3D 空间中使用 K 均值 (即使用点) 对 NDI 聚类进行聚类。我们通过在每五次扫描中标记一个突出的葡萄簇并提取点云来使用葡萄簇进行评估。从整个数据集中提取的葡萄簇总数为194个。

给定 \mathcal{X} 源点云, $\mathcal{T}(\mathcal{X})$ 是目标点云 \mathcal{Y} 参考系中变换后的点云, 提取以下度量:

标记点 $\in \mathcal{T}(\mathcal{X})$ 和标记点 $\in \mathcal{Y}$ 之间的均方根误差。

标记点 $\in \mathcal{T}(\mathcal{X})$ 和标记点 $\in \mathcal{Y}$ 的质心之间的欧氏距离。

对于 TUM RGBD 数据集, 给出了地面真实轨迹并用于评估不同的配准方法。我们使用数据集提供的工具报告了相对位姿误差 (RPE) 的 RMSE。

5 | 结果与讨论

5.1 | GRAPES3D 数据集上的结果

配准以成对的方式进行, 并使用上一节中描述的评估措施对配准结果进行比较。登记结果如表1所示。

从表 1 中收集的测量结果可以看出, 当使用颜色信息或图像特征来查找两次扫描之间的点对应关系时, 彩色点云 (RGB-D 数据) 的配准效果更好。如附录 A 中的三向方差分析和事后分析所示, 差异具有统计显著性 ($p < 0.0001$)。

5.1.1 |颜色信息的影响

在所有评估的配准方法中，ICP 点2 点配准表现最差。ICP点2面

表1 不依赖于颜色信息、逐点颜色信息或来自提取的图像特征的颜色信息的算法的配准结果总结。

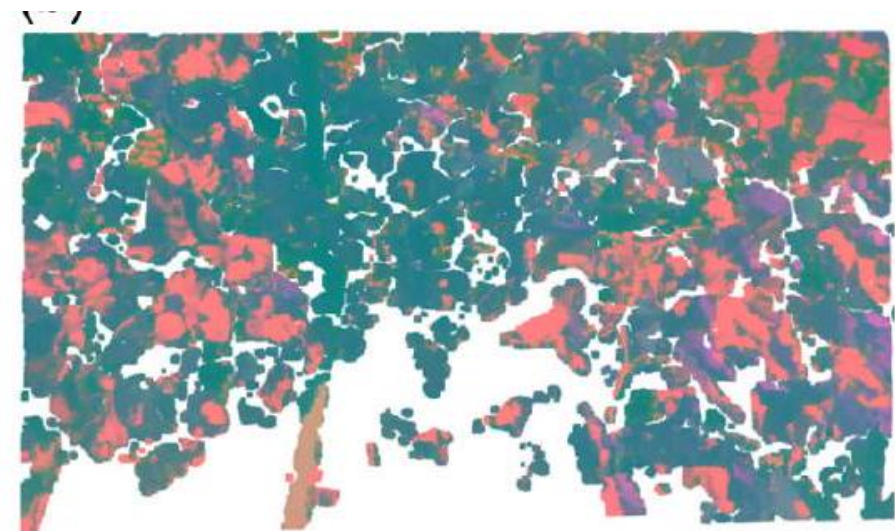
Viewing angle		Controlled outdoors				Commercial vineyard			
		90°		45°		90°		45°	
Color Information	Registration	RMSE	COM	RMSE	COM	RMSE	COM	RMSE	COM
NA	ICP Pt2pt (Besl & McKay, 1992)	0.101	0.129	0.11	0.107	0.137	0.152	0.064	0.074
	ICP Pt2PI (Chen & Medioni, 1992)	0.071	0.094	0.072	0.069	0.116	0.125	0.04	0.047
	NDT P2D (Magnusson et al., 2007)	0.013	0.016	0.04	0.029	0.038	0.023	0.013	0.015
	NDT D2D (Stoyanov et al., 2012)	0.014	0.02	0.02	0.023	0.012	0.02	0.015	0.02
	Teaser++ (Yang et al., 2020)	0.022	0.024	0.02	0.024	0.024	0.031	0.018	0.022
Point Color Info	ICP-6D (Korn et al., 2014)	0.012	0.014	0.015	0.014	0.011	0.015	0.011	0.012
	Color NDT P2D (Huhle et al., 2008)	0.019	0.027	0.023	0.028	0.021	0.032	0.016	0.024
	NDT-6D HSV (ours)	0.077	0.048	0.102	0.06	0.146	0.05	0.047	0.037
	NDT-6D RGB (ours)	0.012	0.016	0.016	0.016	0.011	0.014	0.012	0.014
	NDT-6D Lab (ours)	0.012	0.015	0.016	0.016	0.011	0.014	0.012	0.014
Image Features	SIFT+NDT D2D (Andreasson & Stoyanov, 2012)	0.011	0.013	0.016	0.014	0.01	0.013	0.015	0.015
	SIFT+ICP Pt2Pt	0.011	0.013	0.015	0.014	0.011	0.015	0.011	0.012

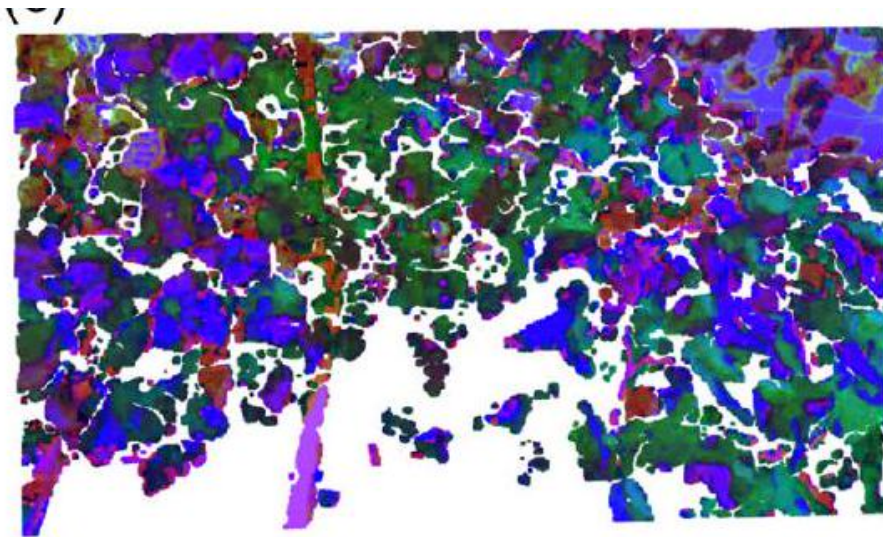
注意：为每对注册的点云收集的测量值包括均方根误差 (RMSE) 和质心之间的距离 (COM)。该表显示了 GRAPES3D 数据集控制的室外环境与商业葡萄园条件的四种场景中所有帧对的平均值，并且相机直接面向 90° 和 45°

(a)



RGB 色彩空间 (b)





HSV 色彩空间

图 5 (a) RGB、(b) Lab 和 (c) HSV 颜色空间的点云表示，显示 RGB 和 Lab 颜色空间之间的相似性以及 HSV 颜色空间的不同之处。

($RMSE = 4 - 11\text{ cm}$) 也表现不佳，因为没有为配准提供初始猜测。最先进的点云配准算法，如 NDT 点 2 分布 ($RMSE = 1.3 - 4\text{ cm}$) 和 NDT distribution-2-distribution ($RMSE = 1.2 - 2\text{ cm}$) 对于基于无颜色信息的配准表现相当好，新的强大的配准算法 TEASER++ 在 $RMSE$ 接近 2 cm 相比，受控室外数据集集中的简化场景产生的平均误差 ($RMSE = 1.4 - 11\text{ cm}$) 稍低。

通过逐点使用颜色信息或作为图像特征来搜索两次扫描中的对应点，可以减轻场景复杂性和噪声点对配准的影响，从而使配准更加鲁棒。在使用点颜色信息的情况下，ICP-6D 和 NDT-6D 的表现类似 ($RMSE = 1.1 - 1.6\text{ cm}$)，在商业葡萄园数据集上表现更好，而 Color NDT P2D 配准在该组中表现最差。

5.1.2 | 色彩空间的影响

对于 NDT-6D，评估了三种颜色空间 (RGB、Lab 和 HSV)。RGB 和 Lab 在这些色彩空间中表现更好

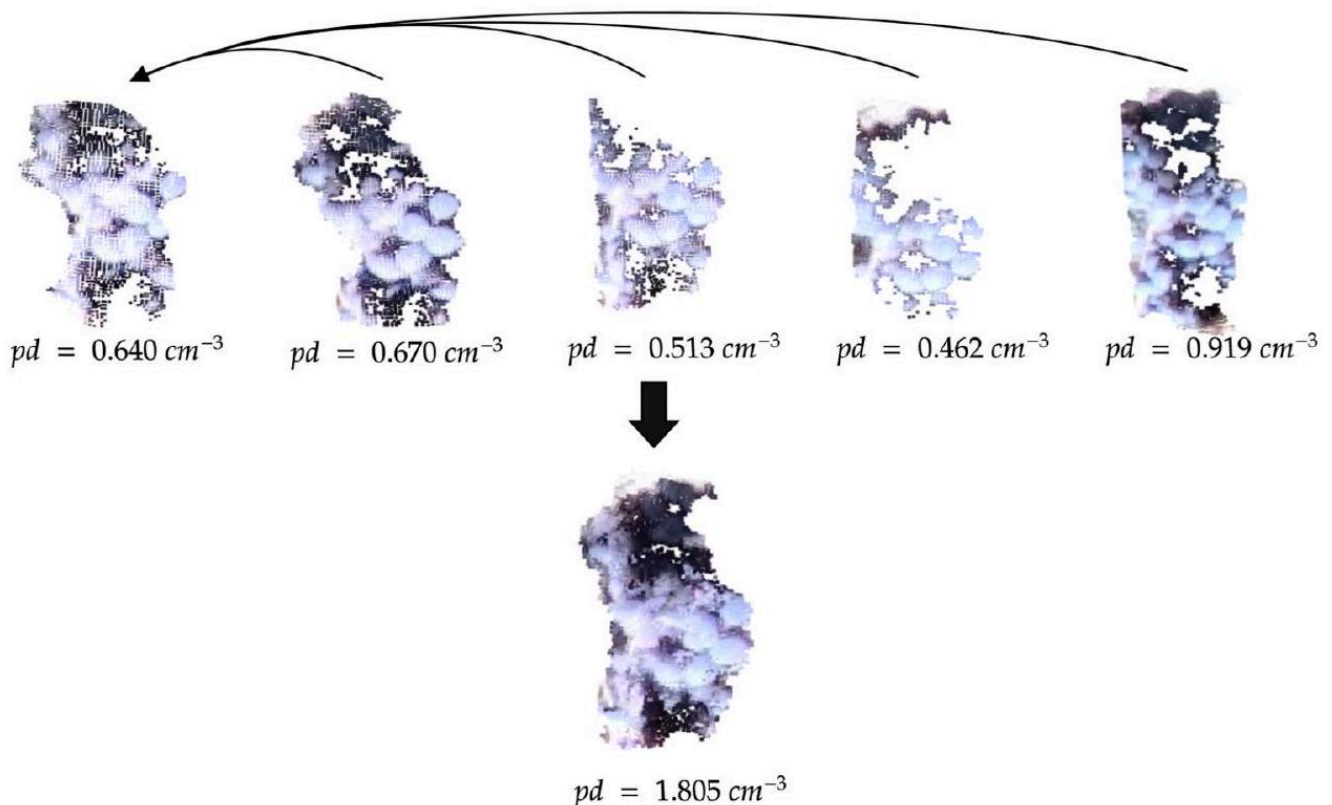


图 6 单个帧和注册帧的葡萄簇点云。

与单纯疱疹病毒相比。RGB 和 Lab 色彩空间的更好性能可能是叶子都以相似的值表示。相比之下，在 HSV 颜色空间中，同一类别的对象之间存在显著差异，如图 5 所示。因此，在配准过程中添加了大量额外的噪声，导致配准结果不太准确。

5.1.3 |使用图像特征进行注册

对于基于图像特征的配准，NDT D2D 和 ICP 点对点配准方法使用最匹配的 SIFT 特征（特征距离 < 0.5 ）通过前缀/预定义点对应进行评估。两种方法中，SIFT+ICP point-2-point 在视角为 45° 时表现较好，SIFT+NDT D2D 在视角为 90° 时表现较好。对于基于 SIFT 的配准方法， $RMSE = 1.0 - 1.6\text{ cm}$ 。SIFT-NDT 配准在 90° 视角下表现更好，因为由于直接观察植物而创建了更详细的 NDT 图。

5.1.4 |整体表现

一般来说，性能最佳的算法在 NDT-6D 中产生的配准误差（RMSE 和 COM 距离）为 $1 - 1.6\text{ cm}$ ，在 RSME 中给出了第二好的结果，差异为 1 mm 与最佳结果相比。这些差异在统计上不显著（ $p.\text{val} > 0.1, p < 0.1$ ，请参阅附录 A）。RMSE 误差不仅源于配准误差，还源于手动标记不匹配（标记区域的形状）以及从不同方向获取同一物体的传感数据的变化。因此，随着采集过程（包括地面实况信息的采集）准确性的提高，配准误差可能会更低。

尽管如此，这种注册的点云可以按照报告的精度用于各种户外田间农业机器人应用。例如，之前关于现场单帧葡萄簇大小估计的研究，使用本工作中评估的相同数据集（Kurtser、Ringdahl、Rotstein、Berenstein 等人，2020）报告了拟合误差 $2.5 - 3.5\text{ cm}$ 估计葡萄串大小时。对于图 6 所示的测试用例，拟合是基于平均点云密度为 $0.6408/\text{cm}^3$ 的单帧进行的。随着配准程序的实施，云密度预计会增加（两倍）更多的测试用例），这将提高现场表型分析程序的拟合准确性。使用 2.5 mm 体素过滤器将注册的点云簇下采样到 80% 。计算点密度的体积是所有考虑的帧中的最大簇体积。

5.2 | 5.2 TUM RGBD 数据集的结果

根据 GRAPES3D 数据集，我们确定使用颜色特征或图像特征形式的颜色信息可以显着提高配准精度。因此，对于 TUM 数据集，我们仅评估使用颜色生成最佳结果的方法。我们在添加噪声的数据集上评估算法，与在grapes3D数据集中经历的类似，包括（1）高斯模糊核大小 5×5 ；（2）具有 1 cm 体素大小的点云下采样（DS）。表2总结了三个数据集序列上的相对位置误差、平移误差 $e_T(\text{m})$ 和旋转误差 $e_R(^{\circ})$ 的RMSE。

表 2 TUM RGBD 数据集配准结果汇总。

Noise	Method		Room	Desk	XYZ
wo	SIFT+ICP	eT	0.033	0.033	0.018
		eR	1.235	1.385	0.018
	筛选+无损检测	eT	0.011	0.014	0.007
		eR	0.756	1.026	0.571
	ICP6D	eT	0.026	0.027	0.012
		eR	1.23	1.565	0.828
	NDT6D	eT	0.014	0.018	0.01
		eR	0.869	1.298	0.686
Blur	SIFT+ICP	eT	0.041	0.059	0.039
		eR	10.06	9.307	1.733
	筛选+无损检测	eT	0.022	0.021	0.012
		eR	1.251	1.269	0.76
	ICP6D	eT	0.026	0.026	0.011
		eR	1.198	1.459	0.78
	NDT6D	eT	0.016	0.02	0.01
		eR	0.932	1.325	0.675
DS	SIFT+ICP	eT	0.043	0.058	0.04
		eR	6.55	3.741	1.91
	筛选+无损检测	eT	0.025	0.026	0.015
		eR	1.403	1.392	0.943
	ICP6D	eT	0.019	0.019	0.007
		eR	0.971	1.242	0.654
	NDT6D	eT	0.016	0.02	0.009
		eR	0.935	1.328	0.677

注意：无噪声点云 (WO)、模糊点云 (Blur) 和下采样点云的相对位姿误差（ $e_T[\text{m}]$ 和 $e_R[^\circ]$ ）的均方根误差 (RMSE)（DS）。最好，绿色；我们的，橙色。

从表 2 中我们可以看到，对于有或没有加性噪声（ $RMSE = 0.7 - 1.4\text{ cm}$ ）的每个序列，基于 NDT 的方法都比基于 ICP 的方法表现得更好。我们还可以看到，在不添加噪声的情况下，NDT6D 表现出了与 SIFT+NDT 相当但稍差的结果。结果具有统计显著性（ $p < 1e-9$ ），如附录 A 所示。添加噪声后，NDT6D 仍然相对稳健，与未添加噪声的情况相比，RMSE 提高了 $\sim 14\%$ 。相比之下，对于添加的噪声，性能最佳的配准方法 (SIFT+NDT) 的 RMSE 增加超过 75% 。我们提出的方法 NDT-6D 在模糊噪声方面优于 SIFT+NDT 方法，尤其是在房间场景中。在下采样噪声的情况下，SIFT+NDT 精度显着下降，其中 NDT6D 和 ICP6D 呈现出最好的结果。

总之，点云配准是田间条件下自主农业机器人的关键组成部分，可实现内田作物操纵和表型分析活动。本文强调了在上述条件下注册未着色点云的最先进方法的局限性，并强调了彩色点云或互补注册图像数据的重要性。

目前大多数利用颜色信息的方法都依赖于图像特征。本文提出了一种替代方法 NDT-6D，它将颜色直接集成到 NDT 单元之间的距离度量中。所提出的方法在高精度点云下表现出与当前最先进的基于颜色的方法相当的配准精度，同时在噪声较大的点云下保持更高的精度一致性。此外，它还表现出了在图像特征提取困难的挑战性条件下配准点云的能力。

这些发现表明，在当前的商业级 RGB-D 相机中实施所提出的算法可能会提高依赖于点云数据的田间农业作业的准确性，例如植物操纵以及用于生长建模的作物和植物大小估计。然而，在场景缺乏特征的情况下，最先进的算法存在局限性，正如空中作物用例所证明的那样。

RGB-D 传感器成功用于注册意味着，在某些条件下，该技术可以取代激光雷达进行自主导航。尽管如此，还需要进一步的测试来验证这一主张。

致谢

这项工作已根据 Marie Skłodowska-Curie 赠款协议 No 858101 获得了欧盟 Horizon 2020 研究和创新计划的资助。

数据可用性声明

数据共享不适用于本文，因为本研究中没有创建或分析新数据。

兰花

希曼舒·古普塔 (D) <http://orcid.org/0000-0001-9364-7994>

阿希姆·J·利林塔尔 (10) <http://orcid.org/0000-0003-0217-9326>

参考

Agarwal, S., Mierle, K. 和团队, T.C.S. (2022) 谷神星求解器。位于: <https://github.com/ceres-solver/ceres-solver>

Alenya, G., Dellen, B. 和 Torras, C. (2011) 根据颜色和 ToF 数据对叶子进行 3D 建模，用于机器人植物测量。见：2011 年 IEEE 国际机器人与自动化会议。第 3408-3414 页

Al-Hiary, H., Bani-Ahmad, S., Reyalat, M., Braik, M. 和 Alrahamneh, Z. (2011) 植物病害的快速准确检测和分类。国际计算机应用杂志, 17(1), 31-38,

Andreasson, H. & Stoyanov, T. (2012) 使用局部视觉特征和 3D-NDT 配准实时配准 RGB-D 数据。见：国际机器人与自动化会议 (ICRA) 的 SPME 研讨会。卷。 1.

Arad, B., Balendonck, J., Barth, R., Ben-Shahar, O., Edan, Y. 和 Hellström, T. 等人。 (2020) 甜椒收获机器人的开发。现场机器人杂志, 37(6), 1027-1039.

Arad, B., Kurtser, P., Barnea, E., Harel, B., Edan, Y. 和 Ben-Shahar, O. (2019) 用于实时经济高效应用的受控照明和独立于照明的目标检测。甜椒机器人收获案例研究。传感器, 19(6), 1390.

Bac, C.W., van Henten, E.J., Hemming, J. 和 Edan, Y. (2014) 高价值作物收割机器人：最先进的回顾和未来的挑战。现场机器人杂志, 31(6), 888-911.

Bakker, T., van Asselt, K., Bontsema, J., Mü ller, J. 和 van Straten, G. (2006) 用于有机农业的自主除草机器人。见：现场和服务机器人 25。第 579-590 页。

Barth, R., Hemming, J. 和 van Henten, E.J. (2016) 设计用于在茂密植被中收割机器人的手眼传感和伺服控制框架。生物系统工程, 146, 71-84.

Bawden, O., Kulk, J., Russell, R., McCool, C., English, A., Dayoub, F., Lehnert, C. 和 Perez, T. (2017) 用于杂草物种植物特定管理的机器人。现场机器人杂志, 34(6), 1179-1199.

Besl, P.J. 和 McKay, N.D. (1992) 3-D 形状配准方法。见：传感器融合 IV：控制范例和数据结构。卷。 1611, 第 586-606 页。

Biber, P., Weiss, U., Dorna, M. 和 Albert, A. (2012) 自主农业机器人 BoniRob 的导航系统。见：农业机器人研讨会：为食品生产提供安全、高效且经济实惠的机器人（与 IROS 2012 同期举办），葡萄牙维拉摩拉。

Botterill, T., Paulin, S., Green, R., Williams, S., Lin, J., Saxton, V., Mills, S., Chen, X. 和 Corbett-Davies, S. (2017) A 用于修剪葡萄藤的机器人系统。现场机器人杂志, 34(6), 1100-1122.

Bulanon, D., Burks, T. 和 Alchanatis, V. (2009) 机器人柑橘采摘的果实可视性分析。《ASABE 汇刊》，52(1), 277-283.

Chebrolu, N., Läbe, T. 和 Stachniss, C. (2020) 植物 3d 点云的时空非刚性配准。见：2020 年 IEEE 机器人与自动化国际会议 (ICRA)。第 3112-3118 页。

Chebrolu, N., Lottes, P., Schaefer, A., Winterhalter, W., Burgard, W. 和 Stachniss, C. (2017) 用于甜菜田植物分类、定位和绘图的农业机器人数据集。国际机器人研究杂志, 36(10), 1045-1052。

Chen, Y. & Medioni, G. (1992) 通过注册多个范围图像进行对象建模。图像和视觉计算, 10(3), 145-155。

Dale, L.M., Thewis, A., Bouchry, C., Rotar, I., Dardenne, P., Baeten, V. 和 Pierna, J.A.F. (2013) 高光谱成像在农业和农产品质量与安全控制中的应用: 综述。应用光谱学评论, 48(2), 142-159。

达斯, A. 和瓦斯兰德, S.L. (2014) 使用分段区域生长 NDT 进行扫描配准。国际机器人研究杂志, 33(13), 1645 – 1663

Dong, W., Roy, P. & Isler, V. (2020) 通过合并树行两侧重建来进行果园环境的语义映射。现场机器人杂志, 37(1), 97-121。

Fernández-Navales, J., Saiz-Rubio, V., Barrio, I., Rovira-Más, F., CuencaCuenca, A., SantosAlves, F., Valente, J., Tardaguila, J. 和 Diago, M.P. (2021) 地面机器人使用非侵入性技术监测和绘制葡萄园水状况。遥感, 13 (14) , 2830。

高X., 李J., 范L., 周Q., 尹K., 王J., 宋C., 黄L.和王Z. (2018) 轮式评论移动机器人导航问题及在农业中的应用前景IEEE 访问, 6, 49248-49268。

Guo, N., Zhang, B., Zhou, J., Zhan, K. 和 Lai, S. (2020) 姿势估计和自适应抓取配置, 具有点云配准和几何理解, 用于水果抓取规划。农业中的计算机和电子产品, 179, 105818。

Hacking, C., Poona, N., Manzan, N. 和 Poblete-Echeverría, C. (2019) 研究用于葡萄园产量估算的 2-D 和 3-D 近端遥感技术。传感器, 19(17), 3652。可从以下网址获取: <https://www.mdpi.com/1424-8220/19/17/3652>; <https://doi.org/10.3390/s19173652>

Harel, B., Kurtser, P., Van Herck, L., Parmet, Y. 和 Edan, Y. (2016) 通过多视角颜色分析评估甜椒成熟度。载于: CIGR-AgEng 会议, 丹麦奥胡斯, 2016 年 6 月 26-29 日。1-7。

海明, J., 鲁伊森达尔, J., 霍夫斯蒂, J.W. & 范亨滕, E.J. (2014) 甜椒中不同相机位置的果实可检测性分析。传感器, 14(4), 6032-6044

Huhle, B., Magnusson, M., Straßer, W. 和 Lilienthal, A.J. (2008) 使用基于内核的正态分布变换扩展来注册彩色 3D 点云。见: 2008 年 IEEE 国际机器人与自动化会议。第 4025-4030 页。

卡米拉里斯 (Kamilaris), A. 和普雷纳菲塔-博尔杜 (Prenafeta-Boldú), F.X. (2018) 农业深度学习: 一项调查。农业中的计算机和电子产品, 147, 70-90。

Kirk, R., Mangan, M. & Cielniak, G. (2020) Feasibility study of in-field phenotypic trait extraction for robotic soft-fruit operations. UKRAS20 Conference: "Robots into the real world" Proceedings (pp. 21-23). <https://doi.org/10.31256/Uk4Td6>



Korn, M., Holzkoth, M. 和 Pauli, J. (2014) 颜色支持的广义 ICP。见: 2014 年计算机视觉理论与应用国际会议 (VISAPP)。卷。 3, 第 292-599 页

Kurtser, P. 和 Edan, Y. (2018a) 水果可检测性统计模型: 甜椒的空间和时间分析。生物系统工程, 171, 272-289。

Kurtser, P. 和 Edan, Y. (2018b) 使用动态传感策略来改进辣椒收获机器人的检测。见: 2018 年 IEEE/RS 智能机器人与系统国际会议 (IROS)。第 8286 – 8293 页。

Kurtser, P., Ringdahl, O., Rotstein, N. 和 Andreasson, H. (2020) 用于在室外条件下从单帧 RGB-D 数据检测葡萄藤的 Pointnet 和几何推理。见: 第三届北极光深度学习研讨会, 挪威特罗姆瑟, 2019 年 1 月 20-21 日。 1, 第 1 – 6 页。

Kurtser, P., Ringdahl, O., Rotstein, N., Berenstein, R. 和 Edan, Y. (2020) 使用移动机器人和消费级 RGB-D 相机进行内田葡萄簇大小评估, 以估计葡萄藤产量。IEEE 机器人与自动化快报, 5(2), 2031-2038

Lehnert, C., Sa, I., McCool, C., Upcroft, B. 和 Perez, T. (2016) 用于自动作物收获的甜椒姿势检测和抓取。见: 2016 年 IEEE 机器人与自动化国际会议 (ICRA)。第 2428 – 2434 页。

Liao, Q., Sun, D. & Andreasson, H. (2022) Fuzzypsreg: strategies of fuzzy cluster-based point set registration. IEEE Transactions on Robotics, 38(4), 2632-2651. <https://doi.org/10.1109/TRO.2021.3123898>



Magnusson, M., Lilienthal, A. 和 Duckett, T. (2007) 使用 3D-NDT 扫描自动采矿车辆的注册。现场机器人杂志, 24(10), 803-827。

Magnusson, M., Nuchter, A., Lorken, C., Lilienthal, A.J. & Hertzberg, J. (2009) 3D 配准可靠性和速度的评估 - ICP 和 NDT 的比较。见: 2009 年 IEEE 国际机器人与自动化会议。第 3907-3912 页。

Malavazi, F.B., Guyonneau, R., Fasquel, J.-B., Lagrange, S. 和 Mercier, F. (2018) 用于自主农业机器人的仅基于激光雷达的导航算法。农业中的计算机和电子产品, 154 71 – 79 。

Milella, A., Marani, R., Petitti, A. 和 Reina, G. (2019) 使用消费级深度相机进行现场高通量葡萄表型分析。农业中的计算机和电子产品, 156, 293-306。

Nandi, C.S., Tudu, B. 和 Koley, C. (2016) 根据成熟度和质量对收获的芒果进行分级的机器视觉技术。IEEE 传感器杂志, 16(16), 6387-6396。

- 奥利维拉 (L.F.)、莫雷拉 (A.P.) 和席尔瓦 (M.F.) (2021) 农业机器人技术的进展：最先进的回顾和未来的挑战。机器人学, 10(2), 52。
- Papadimitriou, A., Kleitsiotis, I., Kostavelis, I., Marolilis, I., Giakoumis, D., Likothanassis, S. & Tzovaras, D. (2022) 具有深层语义线索的葡萄园中的闭环检测和 slam。见：2022 年机器人与自动化国际会议 (ICRA)。第 2251-2258 页。
- Pire, T., Mujica, M., Civera, J. 和 Kofman, E. (2019) Rosario 数据集：用于农业环境中定位和绘图的多传感器数据。国际机器人研究杂志, 38(6), 633-641。
- Pomerleau, F., Colas, F. 和 Siegwart, R. (2015) 移动机器人点云配准算法综述。机器人技术的基础和趋势, 4(1), 1-104。
- Ringdahl, O., Kurtser, P. 和 Edan, Y. (2019) RGB-D 相机在温室条件下不同物体类型的性能。见：2019 年欧洲移动机器人会议 (ECMR)。第 1-6 页。
- Schunck, D., Magistri, F., Rosu, R.A., Cornelissen, A., Chebroli, N. 和 Paulus, S. 等人。 (2021) Pheno4d：玉米和番茄植物点云的时空数据集，用于表型分析和高级植物分析。公共图书馆一号, 16(8), e0256340。
- Shalal, N., Low, T., McCarthy, C. 和 Hancock, N. (2013) 农业环境中的自主导航系统综述。SEAg 2013：创新农业技术打造可持续未来。南昆士兰大学。
- Singh, V. 和 Misra, A.K. (2017) 利用图像分割和软计算技术检测植物叶片病害。农业信息处理, 4(1), 41-49。
- Stoyanov, T., Magnusson, M., Andreasson, H. 和 Lilienthal, A.J. (2012) 通过最小化紧凑 3D NDT 表示之间的距离，实现快速、准确的扫描配准。国际机器人研究杂志, 31(12), 1377-1393。
- Sturm, J., Engelhard, N., Endres, F., Burgard, W. 和 Cremers, D. (2012) 用于评估 RGB-D SLAM 系统的基准。见：国际智能机器人系统会议 (IROS) 会议记录。
- Tavares, A.C., Lavin, F.J. 和 Forssén, P.-E. (2020) 评估点集注册的损失。IEEE 机器人与自动化快报, 5(2), 3360-3367。
- 田华、王涛、刘云、乔晓、李云 (2020) 农业自动化中的计算机视觉技术综述。农业信息处理, 7(1), 1-19。
- Tillett, N., Hague, T., Grundy, A. 和 Dedousis, A. (2008) 使用计算机视觉对移植作物进行机械行内杂草控制。生物系统工程, 99(2), 171-178。
- Vadivambal, R. 和 Jayas, D.S. (2011) 热成像在农业和食品工业中的应用 - 综述。食品和生物加工技术, 4(2), 186-199。
- Valencia, R., Saarinen, J., Andreasson, H., Vallvé, J., Andrade-Cetto, J. 和 Lilienthal, A.J. (2014) 使用双时间尺度 ndt-mcl 在高度动态环境中进行定位。见：2014 年 IEEE 机器人与自动化国际会议 (ICRA)。第 3956-3962 页。
- Villena-Martinez, V., Oprea, S., Saval-Calvo, M., Azorin-Lopez, J., FusterGuillo, A. & Fisher, R.B. (2020) 当深度学习遇到数据对齐时：深度配准网络综述 (drns)。应用科学, 10(21), 7524。
- Vit, A. 和 Shani, G. (2018) 比较用于近距离户外农业表型分析的 RGB-D 传感器。传感器, 18(12), 4413。
- Wang, X.A., Tang, J. 和 Whitty, M. (2020) 使用基于边缘的全卷积网络进行可变速率化学稀疏的侧视苹果花映射。农业中的计算机和电子产品, 178, 105673。
- Yang, H., Shi, J. 和 Carlone, L. (2020) TEASER：快速且可认证的点云注册。IEEE 机器人学报。
- Zaenker, T., Lehnert, C., McCool, C. 和 Bennewitz, M. (2021) 结合本地和全局观点规划水果覆盖范围。arXiv 预印本 arXiv: 2108.08114。
- Zaenker, T., Smitt, C., McCool, C. 和 Bennewitz, M. (2020) 水果大小和位置估计的视点规划。arXiv 预印本 arXiv: 2011.00275。
- Zemmour, E., Kurtser, P. 和 Edan, Y. (2017) 用于机器人苹果检测的动态阈值算法。见：2017 年 IEEE 国际自主机器人系统会议和竞赛 (ICARSC)。第 240-246 页。
- 如何引用本文：Gupta, H., Lilienthal, A.J., Andreasson, H. 和 Kurtser, P. (2023) NDT-6D，用于农业机器人应用中的颜色配准。现场机器人杂志, 40, 1603-1619。

<https://doi.org/10.1002/rob.22194>



附录A：实验结果的统计分析

A.1 | GRAPES3D数据集

GRAPES3D 数据集产生的绝对配准误差如图 A1 所示。该图显示了最初获取的误差和误差的 \log_2 变换，该误差标准化了它们的分布。

使用三向方差分析 (表 A1) 测试对数转换误差，考虑配准算法 (Lab 色彩空间中的 NDT D2D/NDT-6D/SIFT+NDT D2D)、环境 (受控室外环境/商业葡萄园) 和视角 ($90^\circ/45^\circ$)。发现残差符合正态分布假设 (Kolmogorov-Smirnov 检验 $p = 0.84$)。对算法之间统计显著性差异的事后分析 (表 A2) 显示，无色 D2D 方法产生的误差明显 ($p < 0.0001$) 高于 NDT-6D 和 SIFT+NDT 方法。

图 A2 显示了与 TUM 数据集生成的 IMU 相比的绝对对准转换误差。该图显示了最初获取的错误和带有参数 $\lambda = -0.1$ 的 boxcox 转换错误，该参数将其分布标准化。

使用三向方差分析（表 A3）测试转换后的误差，考虑配准算法（NDT-6D in/SIFT + NDT D2D/ICP6D）、环境（房间/桌子/xyz）和噪声（WO/Blur/DS）。发现残差符合正态分布假设（针对 500 个随机选择的值的 Kolmogorov-Smirnov 检验 $p > 0.81$ ）。对每对算法之间的统计显著差异进行事后分析（ $p < 1e-9$ ）。

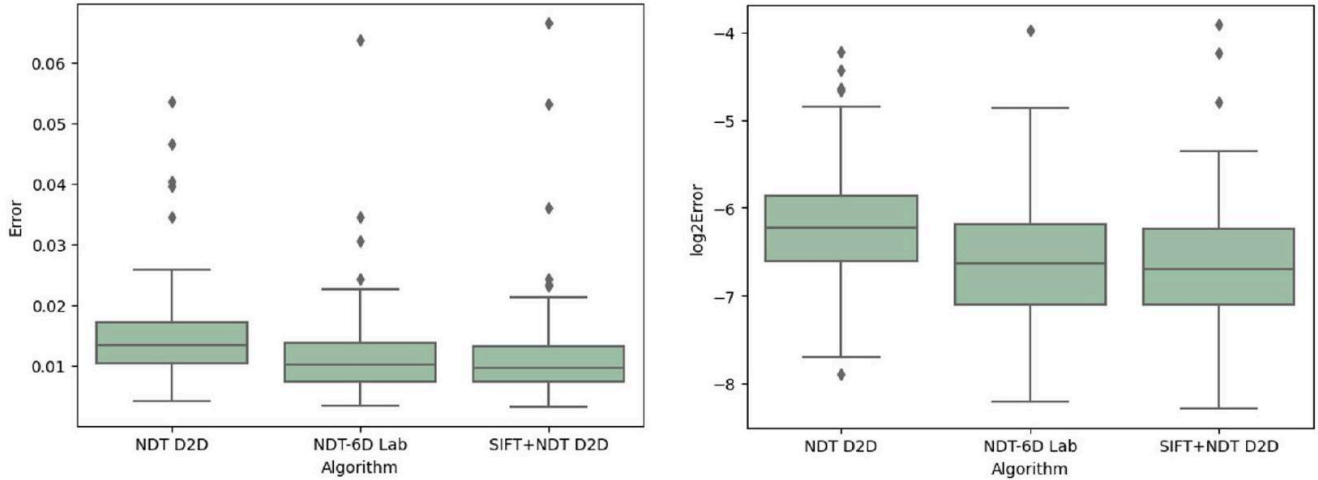


图 A1 作为配准算法函数的对数变换之前（上）和之后（下）GRAPES3D 数据集的配准误差分布。结果表明需要对数变换来拟合误差的正态分布。结果还显示，与替代方法相比，NDT D2D 方法的错误率更高。

表 A1 对 GRAPES3D 数据集的对数转换配准误差进行三向方差分析测试的结果，作为配准算法（Lab 色彩空间中的 NDT D2D/NDT-6D/SIFT+NDT D2D）、环境（受控室外）环境/商业葡萄园）和视角（ $90^\circ/45^\circ$ ）。结果显示算法、角度和环境之间存在统计显著差异。

	sum_sq	df	F	公关 (>F)
Algorithm	12.02	2.0	14.80	$6.25e-07$
Angle	13.58	1.0	33.45	$1.46e-08$
环境	2.42	1.0	5.97	$1.49e-02$
算法: 角度	0.11	2.0	0.13	$8.72e-01$
算法: 环境	0.14	2.0	0.17	$8.38e-01$
角度: 环境	0.41	1.0	1.01	$3.13e-01$
Residual	162.77	401.0	-	-

表 A2 对 GRAPES3D 数据集的对数转换配准误差进行事后测试的结果，作为配准算法的函数（Lab 颜色空间中的 NDT D2D/NDT-6D/SIFT+NDT D2D）。结果显示 NDT D2D 和基于颜色的算法之间存在统计显著差异。

	无损检测D2D	NDT-6D实验室	SIFT + 无损检测 D2D	
无损检测D2D	-	0.000016	$7.68e-07$	Outliers
NDT-6D实验室	-	-	0.47	

附录 B：2016 年 SUGARBEETS 数据库分析

SugarBeets2016 数据集是使用配备 RGB-D 相机的移动机器人在甜菜田中获取的基准数据集，并提供了可耕作作物监测的用例。使用安装在移动平台上的 Kinect 传感器获取数据，RGBD 摄像头面向地面，距地面的距离为 ~ 1.1 m。以 1 Hz 频率收集数据，在此期间机器人向前移动 ~ 0.3 m。与 Grapes3D 和 TUM RGBD 数据集中的点云相比，点云分辨率相对较小且相当平坦（图 B2），因为相机的可视区域有限，这对各种配准算法提出了挑战（图 B1 和 B2）。

在本节中，我们将介绍用于注册收集的点云的概述算法的评估。概述的配准算法包括无颜色（ICP、NDT-D2D）、基于颜色（ICP-6D、我们的 NDT-6D）和基于特征（SIFT+NDT D2D）。不幸的是，所有上述算法都无法注册连续扫描，因为扫描注册的姿势估计会导致恒等变换矩阵或与其产生微小偏差。

下面我们概述了各种经过测试的配准算法失败及其局限性的原因。

无颜色：基于几何的配准算法（例如 NDT D2D 和 ICP Pt2PI）依赖于匹配 3D 形状或最小化点到平面误差。然而，在 SugarBeets2016 数据集中，面向地面的自上而下视点会导致平坦的点云，且明显的 3D 特征较少。高速和低帧采集率也导致连续点云之间的重叠有限，导致配准困难。此外，选择在室内应用中使用 Kinect 传感器会导致环境光穿透车轮之间，从而减少某些区域的点云密度，并进一步减少可用于注册的 3D 特征。这些算法的输出通常是单位矩阵。

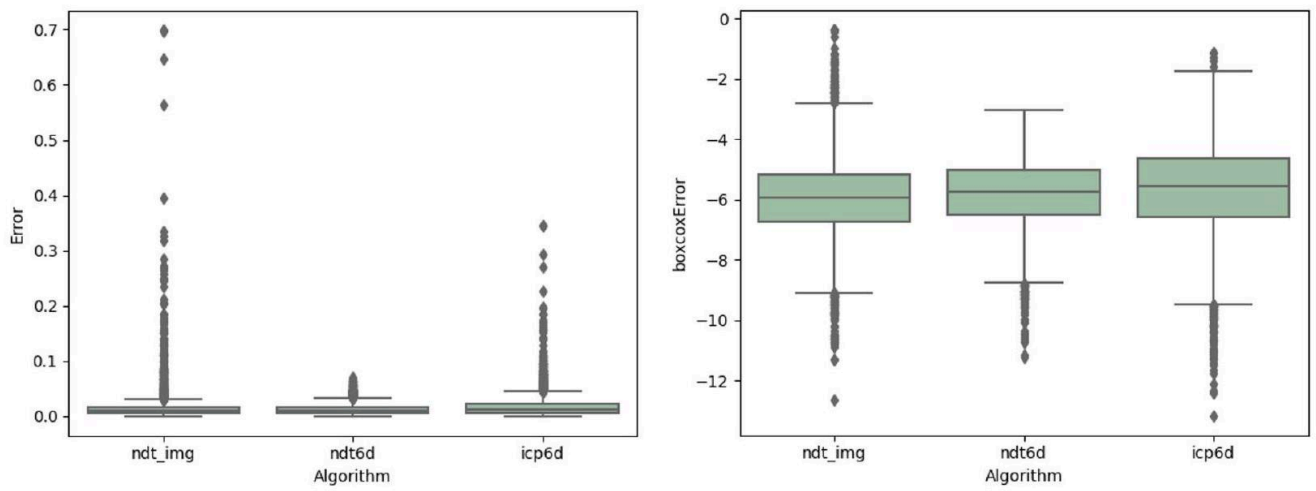


图 A2 TUM 数据集在进行 box-cox 变换之前（顶部）和之后（底部）的配准误差分布，其中 $\lambda = -0.1$ 作为配准算法的函数。结果表明，需要进行 box-cox 变换才能使误差符合正态分布。结果还显示 NDT-6D 错误率中的异常值更少，方差值更低。

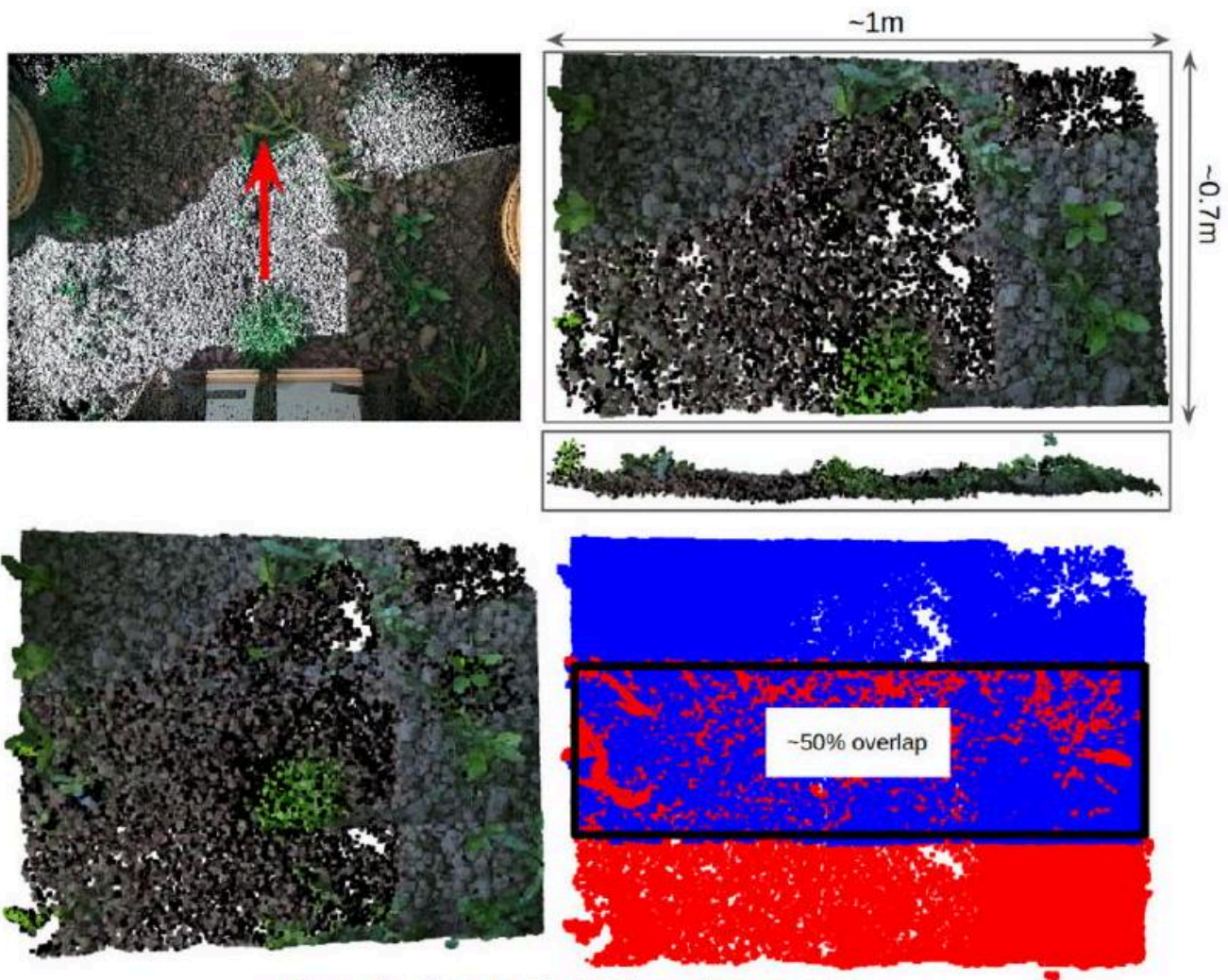
表 A3 对 TUM 数据集的 box-cox($\lambda = -0.1$) 转换配准翻译误差进行三向方差分析测试的结果作为配准算法（NDT-6D in/SIFT+NDT D2D/ICP6D）、环境（房间/桌子/xyz）和噪音（WO/模糊/DS）。结果显示算法之间存在统计显著差异。

	sum_sq	df	F	公关 (>F)
Algorithm	227.67	2.0	79.79	$3.28e-35$
环境	3821.73	1.0	2678.85	$0.0e+00$
Noise	201.12	2.0	70.48	$3.32e-31$
算法: 环境	377.23	2.0	132.21	$1.11e-57$
环境: 噪音	21.94	2.0	7.69	$4.58e-04$
算法: 噪声	913.55	4.0	160.08	$1.38e-134$
Residual	2.22e4	1.60e4	NaN	NaN



图 B1 来自 SugarBeet2016 数据集的图像。

基于颜色的配准：在ICP-6D和NDT-6D等基于颜色的配准方法中，颜色信息用于查找点云之间的点对应关系。然而，甜菜数据集具有显著的同质颜色区域（地面），这限制了不同颜色的数量

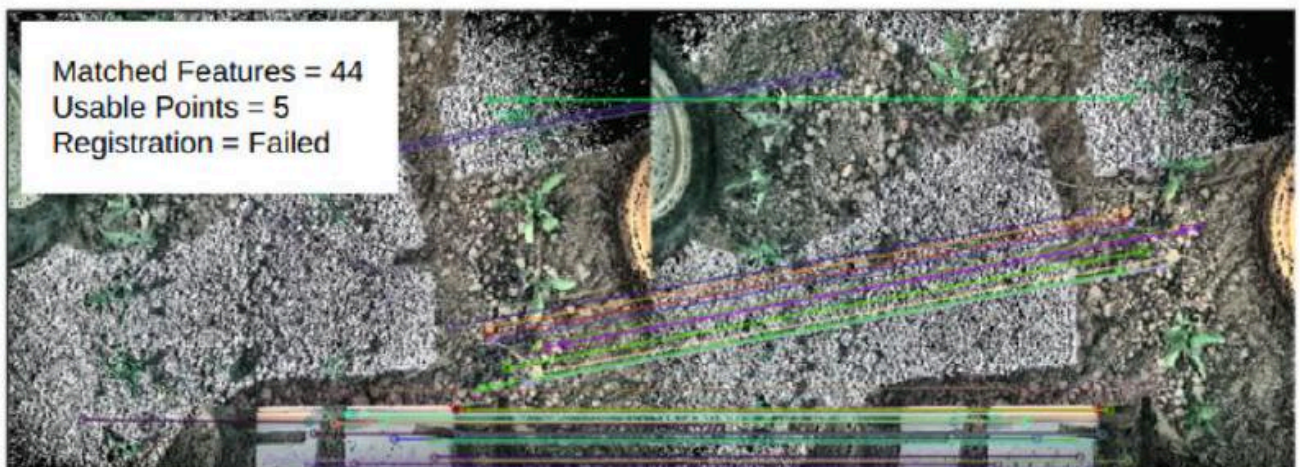


Manually aligned pointclouds to show overlap

图 B2 SugarBeet2016 数据集的单个点云的可视化以及通过手动注册点云来实现连续点云的点云重叠。

色彩特征。有些帧可能不包含除土壤和成像伪影之外的任何物体，从而导致错误，例如机器人上出现的点或由于环境光而导致的颜色变化。颜色信息缺乏可变性，加上连续点云之间的低重叠和有限的 3D 特征，导致与单位矩阵的微小偏差以及与地面实况相比的高错误率。

基于图像特征的算法：在上述基于颜色的算法的局限性中，基于特征的配准算法（SIFT+NDT D2D）显示了配准SugarBeets点云的潜力。在一些连续帧中，可以观察到正确的 SIFT 特征（图 B3 但





源点云



注册点云

图 B3 SugarBeet2016 数据集的 SIFT-NDT D2D 配准可视化，显示匹配的 SIFT 特征（上）、源和目标点云（中）以及配准点云。即使存在正确匹配的 SIFT 特征点，点云的注册也会失败，因为点云中的噪声导致匹配对的选择不正确。从 SIFT 匹配和过滤点云中提取的有效点数量明显低于其他 GRAPES3D 和 TUM RGBD 数据集。结果，错误异常点的比率也较高，使得其对配准的不利影响更加显著。尽管 SIFT+NDT D2D 在大多数情况下导致没有有效配准或配准矩阵高度错误，但它对于具有正确 SIFT 特征匹配和点云中有效点的一些扫描对有效。SIFT+NDT D2D 配准的示例如图 B3 所示。

SugarBeets2016 的上述属性主要是由于该数据集最初并非旨在用作 SLAM 基准，从而限制了当前配准算法的适用性。其中一些属性（例如由于使用 Kinect 传感器而由环境光引起的错误）已在最新的 RGBD 传感器（例如用于收集本研究中分析的 GRAPES3D 数据集的英特尔实感 D435）中得到解决。然而，其他属性（例如较差的图像和点云功能）将持续存在于遵循概述协议的应用程序中。此类应用需要大量开发配准算法才能在这些条件下良好运行。

这是根据知识共享署名-非商业许可条款的开放获取文章，允许在任何媒体中使用、分发和复制，前提是正确引用原始作品并且不将其用于商业目的。

© 2023 作者。《现场机器人杂志》由 Wiley periodicals LLC 出版。

² <https://github.com/IntelRealSense/librealsense> - 上次访问时间为 2022 年 10 月。