

## 文章

# 从 3D 点云自动生成 2D 平面图 CAD

乌干巴亚尔甘库亚格

和 Ji-Hung Han \*

首尔国立科技大学计算机科学与工程系, 232, Gongneung-ro, Nowon-gu, Seoul 01811, Korea;  
uuganbayar@seoultech.ac.kr

\* 通讯: jhhan@seoultech.ac.kr ; 电话: +82-2-970-6705

收稿日期: 2020 年 3 月 24 日; 接受: 2020 年 4 月 16 日; 发布时间: 2020 年 4 月 19 日



**抽象的:** 在建筑、工程和施工 (AEC) 行业, 自从引入建筑信息模型 (BIM) 以来, 创建现有建筑物的室内模型一直是一项具有挑战性的任务。由于 BIM 的过程主要是手动的并且意味着错误的可能性很高, 因此室内模型的自动创建仍然是一项持续的研究。在本文中, 我们提出了一种从 3D 点云生成 2D 平面图计算机辅助设计 (CAD) 的全自动方法。所提出的方法包括两个主要部分。首先是从非结构化 3D 点云中检测建筑物中的平面, 例如墙壁、地板和天花板, 并根据曼哈顿世界 (MW) 假设对其进行分类。第二个是使用建议的线检测算法生成工业基础类 (IFC) 格式的 3D BIM 和 2D 平面图 CAD。我们对来自大学建筑、住宅和公寓的 3D 点云数据进行了实验, 并评估了墙壁重建的几何质量。我们还在 GitHub 上提供了建议方法的源代码。

**关键词:** 建筑信息模型 (BIM) ; 3D 重建; 2D 平面图 CAD; 3D 点云

## 一、简介

在建筑、工程和施工 (AEC) 行业中, 创建现有建筑物的 2D 平面图计算机辅助设计 (CAD) 是一项具有挑战性的任务, 因为由于未记录的翻修, 建筑物的竣工条件可能与原始计划有所不同。从现有建筑创建室内模型已通过建筑信息模型 (BIM) 进行了广泛研究, 并且在各种应用中的要求越来越高 [...1]。目前, 新建筑的 BIM 流程已经很好地建立起来, 但大多数现有建筑都没有使用 BIM 进行维护、翻新或解构[2]。在现有建筑中实施 BIM 的优势非常显著, 尤其是在修复、文档记录、维护、质量控制和能源/空间管理方面。

因此, 最重要的方面是在没有先前模型的情况下创建 BIM, 因为现有建筑物通常没有模型。要为现有建筑物创建 BIM, 需要进行 3D 重建, 而 3D 重建的一个关键方面是墙体几何建模, 因为它构成了建筑物其他元素的基础。目前, 这些对象是基于从构建结构获取的大型非结构化 3D 点云手动创建的。然而, 这个过程是劳动密集型的并且容易出现人为错误。与自动重建相关的另一个挑战是 3D 点云包含各种类型的杂波, 例如家具, 而 3D 点云缺乏语义信息[3]。

为了解决这些问题, 我们提出了一种完全自动化的方法, 可以在没有先验模型的情况下从 3D 点云创建 2D 平面图 CAD。在所提出的方法中, 我们基于曼哈顿世界 (MW) 建筑物的假设生成墙壁的 3D 重建模型, 该模型假设大多数

人造结构可以用平行于公共正交坐标系的三个主平面之一的平面来近似。4]。

然后，我们基于元素的 3D 重建生成 2D 平面图 CAD。具体来说，为了重建墙的几何形状，所提出的算法最初从 3D 点云中检测平面，并将它们分类为属于地板、天花板或墙壁。然后创建仅包含墙壁候选点的 2D 图像并检测墙壁线。有几种线路检测算法，例如 RANSAC [5]，霍夫变换 [6] 和最小二乘 (LS) 方法 [7]。在本文中，我们提出了一种用于墙壁检测的有效线检测算法。

本文组织如下。在部分2，介绍了背景和相关作品。部分3介绍了所提出的方法，包括数据预处理、地板分割、墙壁检测和二维平面图 CAD 生成的步骤。在部分4，讨论了实验结果，包括使用的评估指标和数据集。最后，结束语在第5。

## 2. 背景及相关作品

从非结构化 3D 点云生成 2D 平面图的主要过程是从 3D 点云创建 BIM 对象。这个过程可以分为两个步骤，即，3D 重建和转换为 BIM 格式，例如行业基础类 (IFC) 格式。

3D重建一般在点云采集后由三部分组成：数据预处理、平面分割、平面分类。首先，对 3D 点云数据进行预处理以创建结构化数据，以便在此过程中节省时间并获得更高效的结果。在 2D 方法中，点云表示为一组图像，由一片点或其他信息组成 [8,9]。在 3D 方法中，点云被重组为体素八叉树，允许有效的邻域搜索 [10]。随后，点云被分割。通常，线用于二维方法中的点云分割，例如基于 RANSAC [8,11,12]和基于霍夫变换的[13–15]方法，而平面用于 3D 方法中的点云分割 [10,16,17]。最后，通过使用启发式或机器学习技术将这些片段分类为地板和墙壁等类别[18–21]。

3D重建后，墙体几何建模是下一步最重要的部分。已经有几项关于墙体几何形状重建的研究。熊等人。和 Adan 和 Huber 基于机器学习重建平面墙边界和开口 [18,22]。Michailidis 和 Pajarola 使用基于细胞复合分解的贝叶斯图割优化重建严重遮挡的壁面[23]。

建筑物中元素之间的关系最终导致了 BIM 的建立。此外，元素拓扑可以用来描述建筑元素。拓扑数据分配空间关系信息，而元素的维度和位置由几何数据表示。元素的类型和与其他元素的关系与这些过程相关联。几个提出的模型自动确定对象之间的拓扑关系。阮等人。提出了一种自动分析建筑元素拓扑关系的方法[24]。贝尔斯基等人。实现了一个原型系统，用于对先前的事实模型文件进行语义改进[25]。在他们的系统中，共享和平板集合概念得到认可，拓扑、几何和其他通用运算符被用于规则集的集合。Anagnostopoulos 等人。提出了一种半自动算法，用于计算 3D 点云中对象的边界和邻接度[26]。它以 IFC 格式生成对象的描述。

## 3. 建议方法

我们方法的输入由非结构化的 3D 点云组成，输出是具有墙壁之间拓扑关系的 2D 平面图 CAD。所提出的方法由 3D 重建和 2D 平面图 CAD 生成部分组成。在第一部分，墙壁检测如下：

1. 3D点云数据预处理
2. 基于水平面的楼板分割
3. 每层基于垂直面的墙体方案
4. 使用墙壁提案的水平投影进行墙壁检测
5. 根据检测到的墙点生成 IFC 文件

在第二部分中，我们从 IFC 文件创建结构元素，然后根据这些信息生成 2D 平面图 CAD。我们的方法是完全自动化的，并使用 PCL（点云库）实现，这是最流行的与 3D 点云一起工作的库 [27]。数字1显示了所提出方法的总体流程。建议方法的代码可在<https://github.com/joyjo/to-generate-2D-floorplan-CAD-from-3D-point-clouds>。

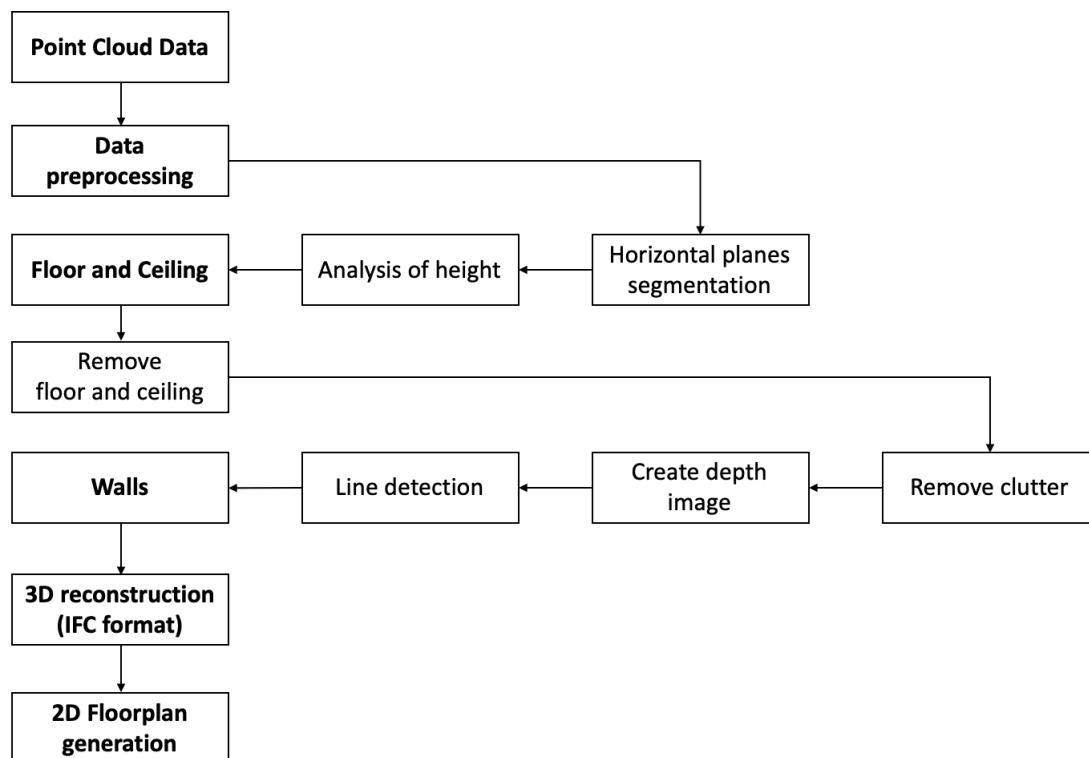


图1。从非结构化 3D 点云自动创建 2D 平面图 CAD 的建议方法概述。

### 3.1. 数据预处理

我们使用非结构化 3D 点云作为来自 LIDAR 扫描仪的输入数据。因此，我们的算法需要对 3D 点云进行预处理，以便在处理过程中节省时间，并获得更多有意义的元素提取的洞察力，例如地板和墙壁。对于数据预处理，3D 点云在 1 厘米处进行空间重新采样并旋转以遵循墙壁检测算法的正确方向。

### 3.2. 楼层分割

数据预处理后，进行地板分割。我们假设地板和天花板是水平的并且平行于 X-是的飞机。因此，使用 RANSAC 算法的并行模型提取最大的水平面，因为地板和天花板将包含每个可能的水平面中的最高点。然后，检测到的平面按以下顺序排序 z-与地面高度阈值协调和分析。根据高度阈值将每个平面识别为地板或天花板，然后移除地板和天花板的 3D 点以检测

墙壁。天花板可能包含杂物，例如灯、空调或通风口，但这些杂物被视为天花板的一部分，并与天花板一起移除。

### 3.3. 墙壁检测

检测墙壁是一个比检测地板和天花板更复杂的过程。移除地板和天花板后，3D 点云包含属于墙壁的点以及属于杂物的点，例如家具（例如，桌子和椅子和书架）。在杂乱的数据中检测墙壁是高度敏感的。为了解决这个问题，墙建议是通过从 3D 点云中去除大部分杂波来进行的。如图2, 墙建议,  $W_p = \{W_{p1}, ..., W_{pN}\}$ , 是基于墙壁垂直且平行于  $z$ -轴或者  $x$ - $z$  飞机。因此，使用 RANSAC 算法的并行模型提取所有可能的平面。然后，我们提出的算法保留高度高于阈值的平面，如下所示：

$$W_{\text{圆周率\_高度}} > \text{阈值} * (\text{天花板最小}z - \text{地板最大}z) \quad (1)$$

这里， $W_{\text{圆周率\_高度}}$  是高度  $z$ -第平面， $\text{阈值}$  是描述最小平面高度的常数值， $\text{天花板最小}z$  是最小点  $z$ -天花板的轴， $\text{地板最大}z$  是最大点  $z$ -地板的轴。所以， $(\text{天花板最小}z - \text{地板最大}z)$  成为当前楼层的高度。

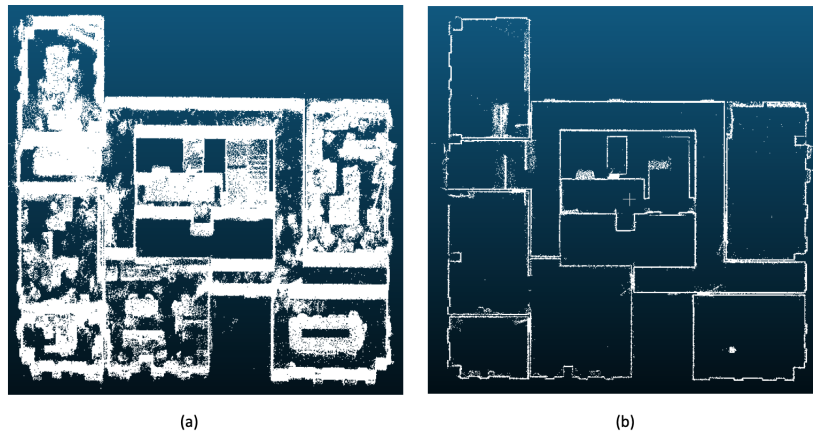


图 2。高丽大学机器人融合大楼七楼墙体建议结果： (a) 移除地板和天花板后的 3D 点云，以及 (b) 墙建议平面的 3D 点云。

在墙建议之后，通过两个步骤检测墙。第一步，我们根据投影到墙上的建议平面的点创建深度图像  $x$ - $z$  的平面使用算法1。预期结果如图所示3一种。算法 1 的工作原理如下：

- 输入是墙建议的 3D 点云和网格大小（网格大小的默认值：0.01 m）。
- 3D点云投影到  $x$ - $z$  的平面（第 1 行和第 3 行），这意味着我们将所有  $z$ -轴指向零。
- 从投影的 3D 点云（4 到 12 之间的线）创建网格结构。投影的 3D 点云最初在  $x$ -坐标范围  $[x, x + \text{网格大小}]$  然后在  $z$ -坐标范围  $[z, z + \text{网格大小}]$ ，在哪里  $x$  是一个  $x$ -坐标值  $x$ -th 点和  $z$  是一个  $z$ -坐标值  $z$ -第一点。然后，将每个网格单元的点密度保存在一个 **网格**。
- 创建一个具有高度和宽度的空图像 **网格** (第 13 行)。
- 根据所描述的计算图像强度 **网格** (第 14 行)。在图像中，强度定义像素值；即，像素在灰度图像中可以具有从 0 到 255 的值。

**算法1：从 3D 点云创建深度图像。**


---

**输入：** 3D 点云  $pt$ , 网格大小  $网格大小$  **输出：** 深度图像  $深度图$

---

```

1 为了  $pt.points$  中的每个  $i$  做
2   |  $pt.points[i].z=0$ ;
3 结尾
4 创建一个空数组  $网格$ ;
5 为了 每个坐标  $i \in [pt.最小X, pt.最大X]$  在  $pt.X$  做
6   |  $一世 = -一世 + 网格大小$ ;
7   | 放  $colX$  从 3D 点云中切片点  $pt$  在给定范围内  $[-一世, -一世 + 网格大小]$ ; 为了 每个坐标  $j$ 
8   |  $\in [pt.最小, pt.最大值]$  在  $pt.X$  的是做
9   |   | 放  $网格单元$  从切片点切片点  $colX$  在给定范围内  $[j, j + 网格大小]$ ; 推送大小  $网格单元$  指着
10  |   |  $网格$ ;
11  | 结尾
12 结尾
13 创建一个空图像  $深度图$  具有相同大小的  $网格$ ;
14 设置深度图像强度  $深度图[-一世][j] = (网格[-一世][j] / 网格的最大值) * 255$ ;
15 返回  $深度图$ 
```

---

第二步，使用算法 2 使用创建的深度图像检测墙壁。为了解决激光雷达扫描建筑物时丢失 3D 点的问题，我们提出了一种从创建的深度图像中有效的线检测算法。如果一条线包含至少一个点，则所提出的算法会找到深度图像中的所有水平和垂直线。所有可能的墙候选都在每条水平和垂直线上定义，如图所示 3B。然后，我们从墙候选线中检测实际墙。预期结果如图所示 3C。算法 2 有以下步骤：

- 输入是算法 1 产生的深度图像和阈值，即墙线的最小点， $minPoints$ ；墙线的最小长度， $分钟$ ，和确定的区域， $区域$ 。
- 定义墙候选线， $克林斯$  (1 和 6 之间的行)。如果一个像素， $深度图[i]$ ，具有大于 0 的强度值，即该像素不是黑色的，则该像素是墙壁候选线的一部分。因此，绘制通过像素的水平和垂直线。详细来说，水平线和垂直线用两点来描述：(0,  $j$ ) 和 ( $深度图.科尔-1$ ,  $j$ )，和 ( $一世$ , 0) 和 ( $一世$ ,  $深度图.行-1$ )。对所有像素重复执行此过程  $深度图$ 。
- 从墙候选线 (7 到 20 之间的线) 定义实际墙线。首先，我们检查每个墙候选线中的像素， $克林斯$ 。如果像素周围有点在预定义的面积阈值内 (默认为 50 个像素)，则表示该像素可以是墙线的一部分。我们设置了一个区域阈值，因为 LIDAR 传感器存在一些缺失点和噪声。我们设置  $线[-一世]$  为 1 如果  $一世$ -th 像素满足条件，否则设置为 0。结果，我们得到  $线$  向量，它是每个墙候选线的 0 和 1 序列。的大小  $线$  向量分别等于水平和垂直墙壁候选线的深度图像的宽度和高度。基于  $线$  向量，我们使用阈值确定实际的墙线，即墙线上的最小点， $minPoints$ ，以及墙线的最小长度， $分钟$ 。例如，如果  $线 = \{1, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 1, 1, 1, 1, 1\}$ ，我们可以看到两个 1 的序列。如果这两个序列满足阈值条件，则确定它们是实际的墙线。

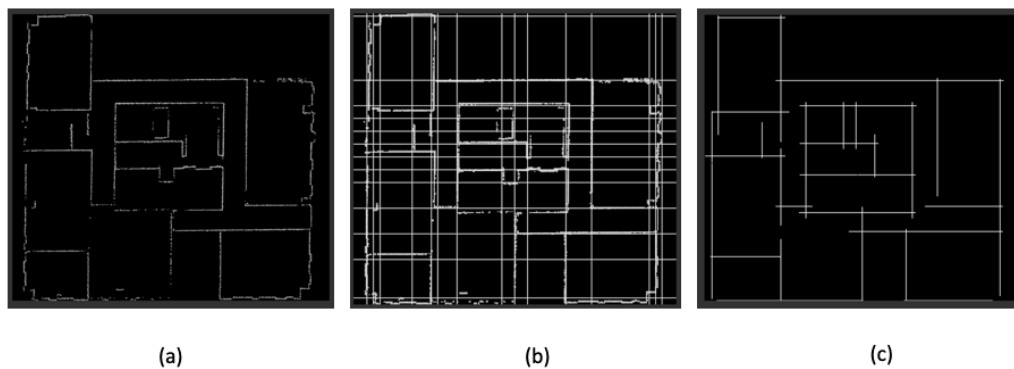


图 3。高丽大学机器人融合大楼七楼墙壁检测结果： (a) 深度图像的结果，(b) 水平线和垂直线的结果，以及 (c) 墙的结果。

---

**算法2：**从墙候选线中检测墙线。

---

**输入：**深度图像 深度图, 墙线最小点的阈值  $minPoints$ , 临界点  
墙线的最小长度  $minLen$ , 确定区域的阈值  $Area$  **输出：**墙线包含墙信息

---

```

1 创建包含水平和垂直线的数组 克林斯,
2 为了 depthImg 中的每个像素做
3   如果 (depthImg 的像素值  $ij$ ) > 0 然后
4   |   保存点对应的水平和垂直线, (0,  $j$ ) 和
      |   (深度图. 科尔 - 1,  $j$ ), (一世, 0) 和 (一世, 深度图. 行 - 1) 到克林斯,
5   结尾
6 结尾
7 创建一个数组 墙线,
8 为了 clines 中的每一行 做
9   创建一个大小相同的零数组  $l$ , 线, 为了  $l$  中的每个像素  $i$ 
10  做
11   如果在  $detArea$  内  $i$  周围有点 然后
12   |   线 - 一世 = 1 个;
13   结尾
14  结尾
15  从 1 中检测序列 线,
16  如果 序列的点数比  $minPoints$  多, 并且比  $minLen$  长 然后
17   将检测到的序列存储到 墙线,
18  结尾
19 结尾
20 返回 墙线

```

---

### 3.4. IFC 文件和 2D 平面图 CAD 生成

使用所提出的方法，墙壁被成功识别，包括位置、方向和高度的信息，但它们仍然是 3D 点云的形式。因此，必须对建筑物的结构元素进行 3D 重建。重建墙壁并将结果导出为 BIM 格式时，有两个必要步骤。第一步，我们根据信息描述元素的 3D 几何形状，墙被描述为由 8 个点和 6 个面组成的体积或由 4 个点和



一方面。第二步包括将元素的 3D 几何图形转换为 IFC 文件。这些元素描述了建筑信息模型中的预期内容。因此，需要一个转换阶段才能将结果集成到 BIM 软件中。在这种方法中，选择 IFC 格式作为输出格式。IFC 格式是 AEC 行业使用的基于对象的标准化文件格式，以促进建筑参与者之间的互操作性。在这种类型的文件中描述了元素和元素之间的关系。为了从结构元素的 3D 几何生成 IFC 格式的文件，我们使用开源库 IfcOpenShell [28]。

创建 IFC 格式后，使用 IfcOpenShell 库中的 IfcConvert 方法生成 2D 平面图 CAD 文件，例如 SVG 格式文件。IfcConvert 方法将 IFC 文件转换为各种输出格式，其中包括几何模型，并且经过细分且易于理解。

#### 4. 实验

所提出的方法在大学建筑、住宅和公寓数据上进行了实验。我们使用召回和精度指标评估了墙的几何质量。本节说明实验环境和结果。

##### 4.1. 实验环境

我们开发了我们的方法，重点是通过手持激光扫描仪（ZEB-REVO）收集的高丽大学机器人融合大楼七楼的数据。该数据由多个房间组成，这些房间具有各种类型的杂物，例如桌子、椅子和沙发，如图所示4一种。因此，我们在另外三个数据集上进行了实验，如图所示4b-d，证明所提出的方法即使对于由不同扫描仪收集的看不见的点也能有效地工作。图中数据4b 是 LIDAR (Velodyne HDL-32E) 采集到的住宅二楼，这个 3D 点云数据非常嘈杂，包含多个房间，杂乱无章，墙壁上的点很漏。图中数据4c,d 是来自 Liu 等人的研究的住宅和公寓。为新的矢量图形重建问题创建了基准[29]。它们提供了由 Google Tango 手机 (Lenovo Phab 2 Pro 和 Asus ZenFone AR) 收集的 155 次扫描。我们从这些数据集中选择了两条住宅数据，这些数据具有多个房间、很少杂乱和墙壁中高度遗漏的点。在本文中，我们将这两个数据集称为“Tango Scan-1”和“Tango Scan-2”。各数据的详细情况见表1。所提出的算法使用所有 3D 点云作为输入，如图所示4。在预处理步骤中，我们减少了近 30% 的输入点云数量，并在叶大小为 0.01m 的体素中进行结构化，以节省时间并检索更多结构数据。

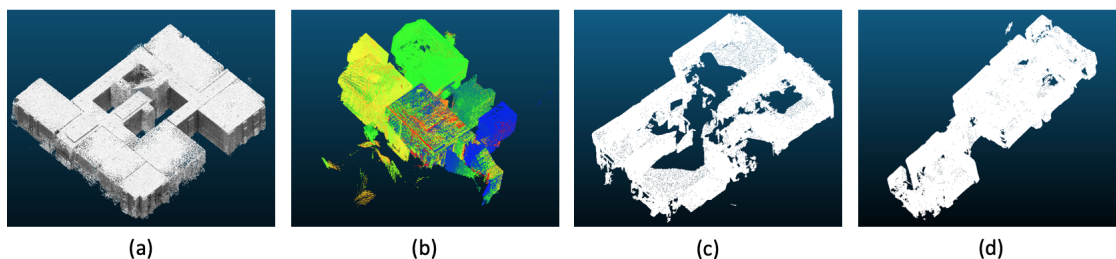


图 4。输入 3D 点云：（一种）高丽大学机器人融合大楼七楼，（b）住宅二楼，（C）Tango Scan-1 和（d）Tango Scan-2。

我们通过精确度和召回率评估检测到的墙壁的位置和长度，用于模式识别、信息检索和分类。这些方法的主要概念是检索到的实例中相关实例的比例。我们根据地面实况区域和检测到的墙壁之间的重叠来计算这些指标。我们评估了真阳性、假阳性和假阴性病例。真阳性（ $TP$ ）是指检测到的区域

墙是地面实况中的一堵墙，假阳性 (*FP*) 指的是检测到的墙的区域，它不是地面实况中的墙，并且假阴性 (*FN*) 是在地面实况中是墙的区域，但所提出的算法没有将其检测为墙。基于 *TP*, *FP*, 和 *FN*，我们计算精度和召回率如下：

$$\text{精确} = TP / (FP + TP)$$
$$\text{记起} = TP / (FN + TP)$$

(2)(3)

表格1。数据集的详细信息。

数据集	扫描器	# 房间数	# 点数	地面尺寸	程度杂波	程度缺失点	的
机器人融合大楼七楼	的 斑马-REVO	7	1,969,106	300米 <sup>2</sup>	高的	低的	
高丽大学							
住宅二楼	Velodyne 高密度激光-32E	5	14,756,398	66.6 米 <sup>2</sup>	高的	高的	
探戈扫描-1	谷歌探戈 电话	4	1,000,193	-	中等的	高的	
探戈扫描-2	谷歌探戈 电话	5	1,000,077	-	低的	高的	

我们通过考虑常见建筑物来定义阈值。在墙壁检测过程中，*阈值*=0.9; 在算法 1 中，*网格大小*=0.01 米；在算法 2 中，*区域*=50 像素，在 50 厘米处相同，因为*网格大小*为 0.01 米，*minPoints*=2500, 和*分钟*=100 厘米。

4.2. 实验结果

在整个墙壁检测过程中，我们最初从输入的 3D 点云中移除了地板和天花板。数字5显示了检测到的高丽大学机器人融合大楼七楼的地板和天花板点云。然后，使用算法 1 和 2，我们从点云中检测到线。我们通过考虑丢失的 3D 点和来自传感器输入的噪声，提出了一种有效的线检测算法。所提出的算法比现有算法更有效，例如更快的线检测和霍夫变换算法。此外，所提出的算法不需要任何后处理，例如霍夫变换。数字6显示了高丽大学机器人融合大楼七楼的线检测算法与表的比较结果2显示了使用 Intel i7-7800X 和 64 GB 内存的每个算法的处理时间。

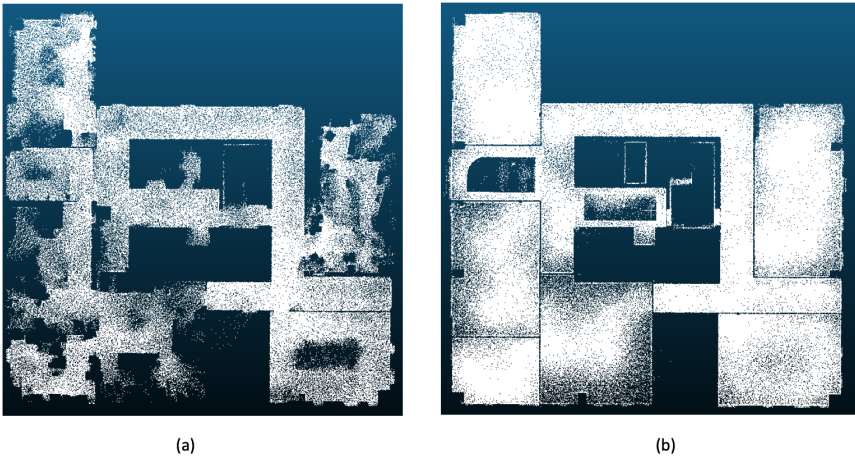


图 5。检测到地板和天花板的 3D 点云的结果：（**一种**）地板和（**b**）天花板。在韩国大学数据集的机器人融合大楼七楼进行了实验。





图 6。线检测算法的比较结果： (一种) 带有后处理的霍夫变换算法，以及 (b) 提出的算法。

表 2。检测墙壁时使用所提出算法和霍夫变换算法的处理时间结果。

处理时间（秒）	
霍夫变换	15.7166
提出的算法	15.6943

桌子3显示最终的墙壁检测结果。我们检测到 97% 的 ground truth，并以 IFC 文件格式重建检测到的墙壁，如表所示4.

表3。墙壁检测评估结果。

高丽大学机器人融合楼七楼		二楼住宅	探戈扫描一	探戈扫描-2
TP	92.8%	91%	92.2%	97.5%
英尺	5.8%	7.1%	5.5%	1.6%
FN	2%	2.3%	2.2%	0.08%
精确	94%	92.7%	94.3%	98.3%
记起	97.8%	97.5%	97.6%	99.1%

表 4。建议方法的结果。

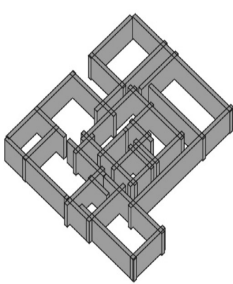
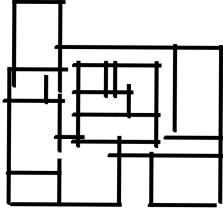
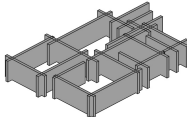
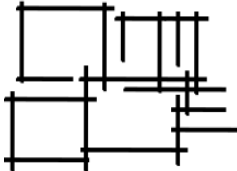

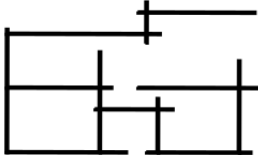
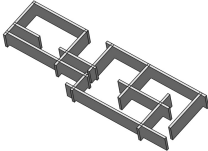
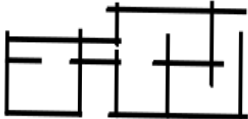
数据集	3D 重建 BIM	二维平面图 CAD [SVG]
机器人融合大厦七楼		
高丽大学		

表 4。续。

数据集	3D 重建 BIM	二维平面图 CAD [SVG]
住宅二楼		
探戈扫描-1		
探戈扫描-2		

5. 结论和未来工作

在这里，我们提出了一种全自动算法，用于从 3D 点云生成 2D 平面图 CAD。首先，所提出的算法自动检测墙壁。我们在墙壁检测部分提出了一种有效的线检测算法。与其他算法相比，所提出算法的优点是它不需要任何后处理，只需要某些预定义的阈值。其次，所提出的算法以 BIM 格式重建检测到的墙壁，可以在 CAD 程序中进行编辑。最后，使用 IfcOpenShell 生成了 2D 平面图。我们对使用 LIDAR 从韩国大学机器人融合大楼七楼收集的 3D 点云数据、使用 LIDAR 的住宅二楼和使用 Google Tango 手机的开源住宅收集的 3D 点云数据进行了实验测试。检测到地面实况中超过 97% 的墙壁，并成功生成了 2D 平面图。然而，所提出的方法在输入数据方面存在局限性，因为它对墙上缺失点的数据更敏感。我们的线检测算法解决了这个问题，但如果每面墙有超过 55% 的墙点被遗漏，则该墙未被正确检测为墙线。未来，我们将开发一种算法，考虑建筑物中的楼梯和开口，例如门窗。我们的线检测算法解决了这个问题，但如果每面墙有超过 55% 的墙点被遗漏，则该墙未被正确检测为墙线。未来，我们将开发一种算法，考虑建筑物中的楼梯和开口，例如门窗。我们的线检测算法解决了这个问题，但如果每面墙有超过 55% 的墙点被遗漏，则该墙未被正确检测为墙线。未来，我们将开发一种算法，考虑建筑物中的楼梯和开口，例如门窗。

**作者贡献：**概念化，UG；方法学，UG；调查，UG；写作——原稿准备，UG；写作——评论和编辑，J.-HH；项目管理，J.-HH；资金收购，J.-HH 所有作者已阅读并同意手稿的出版版本。

**资金：**这项工作得到了韩国政府 (MSIT) 资助的韩国国家研究基金会 (NRF) 的资助 (No. 2018R1A4A1026027)。

**利益冲突：**作者宣称没有利益冲突。

## 参考

1. 王C.; 永, K. Kim, C. 从现有建筑物的点云中自动提取 BIM 组件以用于可持续性应用。 *自动。构造*。 **2015**, *56*, 1-13。 [交叉参考]
2. 沃尔克, R.; 斯坦格尔, J. Schultmann, F. 现有建筑物的建筑信息模型 (BIM) — 文献回顾和未来需求。 *自动。构造*。 **2014**, *38*, 109-127。 [交叉参考]
3. Previtali, M.; 迪亚兹-维拉里尼奥, L.; Scaioni, M. 使用图形切割和光线追踪从遮挡点云重建室内建筑。 *应用程序。科学*。 **2018**, *8*, 1529。 [交叉参考]
4. 考夫兰, J. Yuille, A. 曼哈顿世界: 通过贝叶斯推理从单个图像中获取指南针方向。 *IEEE ICCV* **1999**, *2*, 941-947。
5. 菲施勒, 马萨诸塞州; Bolles, RC 随机样本共识: 用于图像分析和自动制图应用的模型拟合范式。 *交流。ACM* **1981** 年, *24*, 381-395。 [交叉参考]
6. 杜达, RO; Hart, PE 使用霍夫变换检测图片中的线条和曲线。 *交流。ACM* **1972** 年, *15*, 11-15。 [交叉参考]
7. 彼得, M.; 贾弗里, S. Vosselman, G. 基于一系列残差的室内 slam 的 2d 激光扫描仪点云的线分割。 *ISPRS 安。摄影。Remote Sens. Spat. 信息。科学* **2017**, *IV-2/W4*, 363-369。 [交叉参考]
8. 阿纳格诺斯托普洛斯, I.; ; 帕特劳森, V. 布里拉基斯, 我。 Vela, P. 在点云数据中检测墙壁、地板和天花板。 在 2016 年建筑研究大会论文集上, 波多黎各圣胡安, 2016 年 5 月 31 日。
9. 兰德里厄, L.; 槌, C. Weinmann, M. 3D 激光雷达点云数据上下文分类的信念传播和图形切割方法的比较。 在 IGARSS2017 会议记录中, 美国德克萨斯州沃思堡, 2017 年 7 月 23 日。
10. Vo, AV; 长宏, L.; 莱弗, DF; Bertolotto, M. 基于八叉树的区域增长, 用于点云分割。 *ISPRS J. 摄影。遥感*。 **2015**, *104*, 88-100。 [交叉参考]
11. 施纳贝尔, R.; 瓦尔, R. Klein, R. 用于点云形状检测的高效 RANSAC。 *计算。图形*。 **2007** 年, *26*, 214-226。 [交叉参考]
12. 奥赫曼, S.; 沃克, R. 韦塞尔, R. 塔姆克, M. Klein, R. 从 3D 点云扫描自动生成结构建筑描述。 在 2014 年计算机图形理论与应用国际会议 (GRAPP) 上, 葡萄牙里斯本, 2014 年 1 月 5 日至 8 日; 第 1-8 页。
13. Borrmann, D.; 埃尔斯伯格, J. 凯, L. Nüchter, A. 用于点云平面检测的 3D Hough 变换: 回顾和新的累加器设计。 *3D 水库*。 **2011**, *2*, 3。 [交叉参考]
14. Okorn, B.; 熊, X. 阿金奇, B. Huber, D. 走向平面图的自动建模。 2010. 在线提供: [https://ri.cmu.edu/pub\\_files/2010/5/20093DPVTplanviewmodelingv13](https://ri.cmu.edu/pub_files/2010/5/20093DPVTplanviewmodelingv13) (重新提交) 。 pdf (2019 年 12 月 31 日访问)
15. Oesau, S.; 拉法基, F. Alliez, P. 使用特征敏感图元提取和图形切割的室内场景重建。 *ISPRS J. 摄影。遥感*。 **2014**, *90*, 68-82。 [交叉参考]
16. 范, Y. 王, M. 耿, N. 他, D. 张, J. 张, JJ 一种点云的自适应分割方法。 *可见。计算*。 **2018**, *34*, 659-673。 [交叉参考]
17. 沃塞尔曼, G.; Rottensteiner, F. 基于上下文分段的机载激光扫描仪数据分类。 *ISPRS J. 照片。遥感*。 **2017**, *128*, 354-371。 [交叉参考]
18. 熊X. 亚当, A. 阿金奇, B. Huber, D. 从激光扫描仪数据自动创建语义丰富的 3D 建筑模型。 *自动。构造*。 **2013**, *31*, 325-337。 [交叉参考]
19. 沃尔夫, D. 普兰克尔, J. Vincze, M. 使用具有学习参数的密集 CRF 对 3D 点云进行快速语义分割。 在 2015 年 5 月 26 日在美国华盛顿州西雅图举行的 IEEE 国际机器人与自动化会议 (ICRA) 论文集上。
20. 巴西尔, M.; 韦高文, M.; Van Genechten, B. 用于 Scan-to-BIM 的 3D 矢量模型的自动语义标记。 在第四届建筑与土木工程国际会议 (ACE 2016) 上, 新加坡, 2016 年 4 月 26 日; 第 93-100 页。
21. Nikoohemat, S.; 彼得, M. Oude Elberink, S.; Vosselman, G. 利用室内移动激光扫描仪轨迹对点云进行语义解释。 *ISPRS 安。照片。Remote Sens. Spat. 信息。科学*。 **2017**, 355-362。 [交叉参考]
22. 阿丹, A. Huber, D. 遮挡和杂波下内墙表面的 3D 重建。 在 2011 年 3D 成像、建模、处理、可视化和传输国际会议论文集上, 中国杭州, 2011 年 5 月 16 日至 19 日; 第 275-281 页。

- 23.米哈伊利迪斯, GT; Pajarola, R. 室内环境中墙面重建的贝叶斯图形切割优化。 *可见。计算*。2017,33, 1347–1355。[交叉参考]
- 24.阮, T. 奥卢法, A. Nassar, K. 拓扑信息自动推导算法。 *自动。构造*。2005年,14, 59–70。[交叉参考]
25. 贝尔斯基, M.; 萨克斯, R. Brilakis, I. 建筑信息建模的语义丰富。 *计算。辅助文明。信息*。2016 年,31, 261–274。[交叉参考]
26. 阿纳格诺斯托普洛斯, I.; 贝尔斯基, M. Brilakis, I. 来自点云数据的原样 BIM 模型中的对象边界和房间检测。在第 16 届土木与建筑工程计算国际会议论文集上, 日本大阪, 2016 年 7 月 6 日至 8 日。
- 27.鲁苏, RB; Cousins, S. 3D 在这里: 点云库 (PCL)。在 IEEE 国际机器人与自动化会议 (ICRA) 论文集上, 中国上海, 2011 年 5 月 13 日。
28. Ifcopenshell 团队。开源 IFC 工具包和几何引擎。可在线获取: <http://ifcopenshell.org/> 组织/ (于 2019 年 12 月 31 日访问)。
29. 刘 C.; 吴, J. Furukawa, Y. FloorNet: 从 3D 扫描重建平面图的统一框架。 *莱克特。笔记计算。科学*。2018, 203–219。\_13。[交叉参考]



©2020 作者。被许可人 MDPI, 巴塞尔, 瑞士。本文是根据知识共享署名 (CC BY) 许可 (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>) 的条款和条件分发的开放获取文章。