

# 从 3D 点云生成平面图：一个空间分割法

郝芳<sup>一</sup>, Z. 弗洛伦特·拉法基<sup>c</sup>, 潘慈惠<sup>b</sup>, 黄辉<sup>1a</sup>

<sup>一</sup>深圳大学

<sup>b</sup>北科

<sup>c</sup>蔚蓝海岸大学, 因里亚

---

抽象的

我们提出了一种新的方法来自动重建in-的平面图  
来自原始传感器数据的门环境。与现有的方法相比，  
通过检测角点并连接它们来生成平面图形式的平面图，我们的框架采用了一种策略，将  
将空间划分为多边形分区并选择属于墙结构的边  
通过能量最小化来实现。依靠高效的空间划分数据  
结构而不是传统的和精细的角点检测任务，我们的框架为不完美的数据提供了高度的鲁棒性。我们展示了潜力  
我们的算法在从简单到扫描的 RGBD 和 LIDAR 点上  
复杂的场景。实验结果表明我们的方法具有竞争力  
关于几何精度和输出简单性方面的现有方法。

**关键词：** 室内场景、点云、平面图重建、图元  
检测、整数规划、马尔可夫随机场

---

## 一、简介

从原始 3D 数据重建室内场景的平面图是一个 es-  
对室内场景渲染、理解、布置和布置的基本要求  
繁殖[1]。主要挑战在于恢复所有详细结构

---

<sup>1</sup>通讯作者

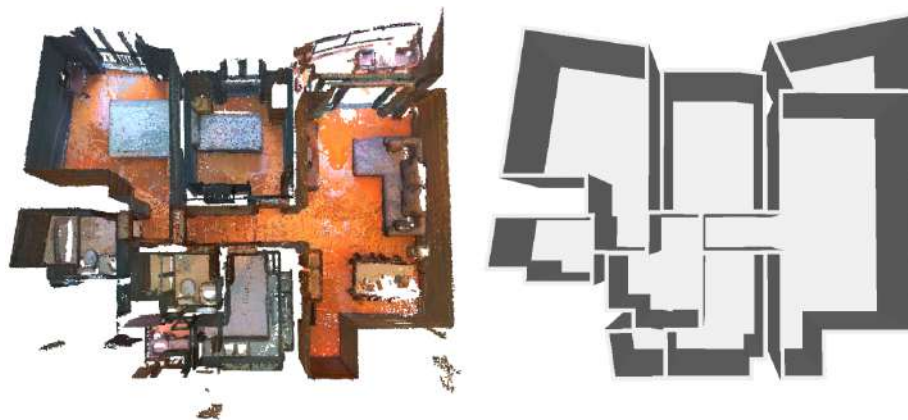


图 1：我们方法的目标。左：算法从作为输入数据的原始点云出发。右图：室内场景的平面图被重建为平面图，其中每个简单的循环代表房间的多边形边界。请注意，将 2D 平面图转换为 3D CAD 模型以进行可视化。

5 在他们的位置，例如，墙壁和角落 [2]。然而，工业仍然完全或部分依赖人类专家来生成高质量的平面图。这种需要大量人力的交互技术不能合理地处理复杂场景的大型数据集。

我们考虑通过寻找从点云重建平面图的任务

10 一个平面图，其中每个简单的循环代表一个房间的多边形边界。这项任务需要三个主要目标。第一的，几何的

准确性：我们期望输入点和

平面图的边尽可能低。这样，恢复了一些小的但场景的重要结构细节对下游应用至关重要，

15 例如，室内场景布置与再现。第二，拓扑保证：

输出平面图必须对应于一系列连接的、相交的

自由多边形。最后的，适用性：所提出的算法应该对

各种类型的室内场景，特别是从不同传感器收集的非曼哈顿场景，例如，RGBD 相机和激光雷达扫描仪。

20 从点云重建平面图通常分两步进行

脚步。首先，一些几何基元从输入的 3D 数据中检测到

通过传统的原始检测方法 [3, 4] 或通过学习方法 [5, 6]。这些原语通过平面或房间局部描述墙壁的位置

逐点角，形成基本元素来表示每个角的几何形状

25 房间。然后，将这些原语组装在一起以生成相关联的  
平面图。一种流行的方法是通过优化框架直接连接这些原语 [7, 6]。这种方法在一般时间——

在原始检测不足和过度检测的情况下消耗和弱鲁棒性

蒂蒂斯。另一种策略是将二维空间划分为多边形面并分配

30 每个方面 [8, 9, 10] 的房间实例标签。这种策略通常更稳健。然而，它依赖于对房间实例标签的准确估计

在实际应用程序中可能无法访问的地图。

我们通过设计一种几何处理方法来解决这些问题

依赖于三个主要成分。首先，我们从输入数据中检测和规范平面，以局部捕获部分

35 墙壁。这些飞机用于  
生成自然提供搜索的空间分区数据结构

将在其中提取所需平面图的空间。二、我们开发

一种受约束的整数规划方法，用于捕获具有精细细节的精确边界形状。在这一步中，输入数据的保真度和

40 在全局能量中考虑了多边形边界的复杂性

模型。这样的多边形边界可以直接用在应用场景中，

例如布局设计[11,12,13]。第三，通过解决多类标注问题，将边界形状的内部区域划分为不同的房间，即

考虑到学习的房间实例标签结果和内墙的位置。

45 图 1 说明了拟议框架的目标。

我们展示了该算法在 RGBD 和 LIDAR 扫描上的潜力，显示了与 (i) 当前状态相比具有竞争力的结果-

艺术平面图生成方法地板SP[6]， (ii) 流行的Douglas-Peucker  
算法 [14]，以及 (iii) 最近的对象向量化方法AS/P[10]

## 50 2、相关工作

我们对以前工作的回顾涵盖了四个方法族。

矢量化管道。从 3D 点重建平面图可以

被视为通过点中的像素链提取房间的轮廓

55 密度图像，然后将它们简化为多边形。轮廓可以是 ex-

例如，通过流行的对象显着性检测方法 [15, 16] 或 Grabcut [17] 等交互技术进行跟踪。这些像素链形成

可以简化为简洁多边形的密集多边形，例如，

流行的 Douglas-Peucker 算法 [14] 或 Delaunay tri- 上的边缘收缩

60 角度[18]。不幸的是，这些矢量化管道不能保证良好的拓扑精度，因为多边形是按顺序处理的，没有全局一致性。

基于分区的方法。该策略包括从点云中检测几何基元，例如壁平面和过度分割 2D

65

空间成多边形面。然后具有相同房间实例标签的构面

组合在一起形成一个多边形房间。受约束的德劳内三角-

约束边缘与墙壁对齐的规则可用于在聚类之前通过视线信息检测内部三角形

70 内部三角形进入不同的房间[19]。然而，嘈杂的存在

墙壁组件上的点使输出 3D 模型复杂而不

CAD 风格。空间分区数据结构是一种流行的工具，可提供用于恢复多边形房间的基本几何元素。分割二维空间后

将房间分割成多边形面，使用迭代聚类

75 方法 [8]、全局多类标记方法 [9] 或有效的贪心优化

化机制[10]。请注意，所有这些方法都依赖于点的房间实例标签来提供相邻面之间的语义相似性。这

可以通过点 [20, 21] 之间的可见性信息来计算

或自下而上的方法[22]。这些方法受噪声点的影响

80 在相邻房间或每个房间内的单个对象之间，由于不可预测，位于同一房间内的点彼此不可见  
遮挡。在实践中，这些方法在强的场景上表现不佳  
非凸性。

85 基于连接的方法。另一个直观的解决方案是连接  
检测孤立的结构元素以形成平面图。一种流行的应用程序-  
表示为 FloorNet [5] 的方法结合了 DNN [23、24] 学习的 2D 特征  
和由 PointNet [25] 编码的 3D 特征，推断出丰富的像素级几何和语义线索。这些中  
间结果被转换为矢量图形

90 通过基于结点的整数编程框架进行平面布置图 [7]。这  
管道在大规模室内场景中取得了令人印象深刻的结果，但是  
预定义的路口类型实际上无法涵盖所有 房间类型，尤其是对于非曼哈顿场景。此外，角落的检测不足很容易导致  
平面布置图中的错误拓扑。为了解决这些问题，当前

95 称为 FloorSP [6] 的 SOTA 方法采用 Mask R-CNN [26] 和 DNN [23]  
提供房间实例标记结果和角/边缘似然图。然后，结合这些不同信息的全局能量被公式化和求解  
房间坐标下降算法。FloorSP带来重大进展  
优于以前的方法，尤其是在强烈的非曼哈顿场景上。然而，请注意

100 该方法依赖于对图像坐标执行的后处理步骤，这可能导致最终平面图和  
墙壁的确切位置。同时，边界上的一些结构细节  
使用这种依赖于分辨率的表示无法完全捕获形状。

105 基于语法的方法。一些作品还解决了平面布置图  
通过语法规则构建任务。一种传统的解决方案是构建  
每个元素的结构图，然后用启发式方法分割房间  
[2]。房间之间的连接信息也被考虑到分割房间。度量，表示为潜在场距离 [27]，是

110 对每个体素进行计算，然后在层次结构中对房间进行聚类

尼尔。另一种解决方案是对墙的邻接图进行推理，从该邻接图中可以将四个相连墙的循环检测为长方体 [28]。房间是

然后根据它们的连接类型通过对长方体进行聚类来恢复。这

然而，该方法在实践中仅限于曼哈顿世界场景 [29]。更多的

115 最近，数据驱动的方法通过处理从 RGB 全景中学到的关键信息，在恢复 3D 房间布局方面取得了成功

如地板-天花板图和布局高度图[30]，边界和角图

[31]，以及一维布局表示[32]。这些方法提供干净的重新

仅适用于曼哈顿世界场景。

120

我们的方法受到基于分区的方法的启发。然而，在CON-

trast 到 [8]、[9] 和 [10]，它们仅通过房间恢复平面图

在分割步骤中，我们的方法依赖于更稳健的两步机制，首先提取场景的边界多边形，然后分割内部

125 空间进入房间。

### 三、概述

我们的算法将真实世界室内场景的点云作为输入，并

关联的逐像素房间实例标记图 [6]，通常由最先进的实例语义分割技术 [26] 返回。

我们的

130 算法以平面的形式输出室内场景的平面图

图，其中每个简单的循环代表房间的多边形边界。

输入点云被注册，向上的方向与世界坐标中的 z 轴对齐。我们首先将点云转换为密集三角形

网格使用标准方法[33]。这种转换使我们既可以操作

135 在更轻的表示上，对丢失的数据和遮挡更健壮

大量存在于描述室内场景的点云中。

该算法分三个步骤运行，如图 2 所示。首先，一组

局部几何基元，例如，垂直平面，由传统检测

形状检测方法 [3, 4]。我们过滤和正则化提取的平面以

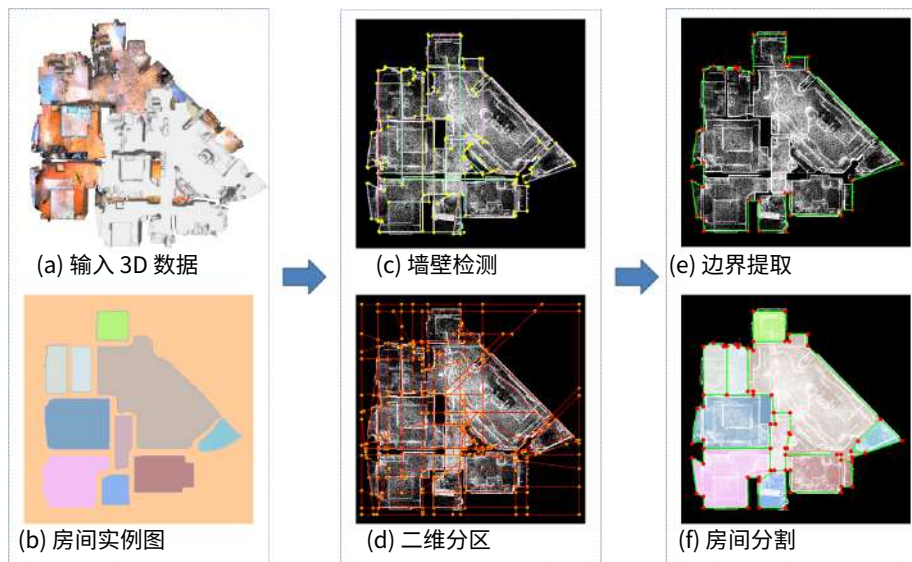


图 2：我们的方法概述。我们的算法从输入点云 (a) 以及相关的房间实例标记图 (b) 生成的密集三角形网格开始。在图元检测步骤中，首先提取一组表示室内场景中墙壁结构的垂直平面 (c)。在对这些壁面进行过滤和正则化之后，我们将 2D XY 空间划分为一组几何元素， $IE$ ，顶点、边和刻面 (d)。然后通过求解约束整数规划公式 (e) 选择边缘子集 (绿色边缘) 来恢复室内场景的边界边缘。最后，室内场景的内部空间被划分为不同的区域 (每个彩色多边形面)，每个区域代表一个独立的房间 (f)。这一步是通过解决多类标签问题来执行的。

140 获得更规则的平面配置。然后，所有剩余的壁面  
 投影到 XY 平面上，用于将 2D 空间划分为一组  
 面、边和顶点 (第 4 节)。二、室内边界形状  
 通过使用受约束的全局能量最小化公式 (第 5 节) 选择 2D 排列边缘的子集来恢复  
 场景。这一步使  
 145 我们将整个场景划分为内部和外部空间。最后，我们分配一个  
 通过求解马尔可夫Ran-为边界内的每个方面标记配置  
 dom 字段问题。具有相同标签的相邻构面被组合在一起并被视为一个单独的房间  
 (第 6 节)。

#### 150 4.原语检测

如第 1 节所述，室内最具代表性的结构场景是墙平面。它们将内部空间与外部空间分开，并划分相邻的房间。所以我们算法的第一阶段旨在提取representative来自密集的三角形网格的tentative壁面。

155

平面提取和过滤。我们首先使用区域检测所有平面生长方法[3]。每个平面都保留相应的内三角面和顶点。接下来，提取其中的地板和天花板平面，其法线与 z 轴准平行且靠近 3D 边界

160

盒子。我们拒绝飞机 $p$ 其法向量与 z 轴，即 $|\vec{n}_p \cdot \vec{z}| > 0.1$ 。剩下的平面然后被认为是垂直的飞机。但是，考虑到室内场景的布局往往比较复杂，可能会存在一些不是墙壁真实部分的嘈杂平面，例如，垂直部分的家具。为了避免这些嘈杂的垂直平面对

165

在操作之后，我们过滤掉满足以下任何条件的平面说明：(a) 内三角面数小于 2000；(b) 内点到平面的平均距离大于0.15m；(c)

从内点到地板和天花板的最小距离更大  
大于0.5m；(d) 内切面面积小于 0.5m<sup>2</sup>。到目前为止，所有  
170 其余的平面可以看作是墙组件。

平面正则化。对室内结构的先验知识场景也需要考虑。在大多数情况下，墙平面是直线垂直于地板和天花板平面。因此，我们使用与地板平面垂直的新法线来重新定向所有墙壁平面。我们还遵循  
175 低[34]中提出的分层方法以使准正交 (resp. quasi-parallel) 平面对直线正交 (resp. 直线平行)。



最后，如果它们是平行的或者它们之间的距离小于 0.3m，我们合并共面的壁面，如图 2c 所示。

180

二维空间分区。由于平面图可以看作是一个平面图，其中每个房间都是一个闭环，我们将二维空间离散为基本的几何元素， $IE$ ，顶点、边和面。为了解决这个问题，我们投影墙平面到 XY 平面上并使用动力学数据划分 2D 空间- [35] 中描述的结构（如图 2d 所示）。如 [36] 中所述，与传统的排列技术相比，这种数据结构可以大大减少后续步骤的解决方案空间。

185

## 5.边界提取

190

这一步的目的是提取室内的边界形状场景，最能代表室内空间的轮廓。请注意，边界形状也应该符合流形假设，其中每个顶点只连接到两个相邻的边。给定边集

$E = \{e_{-i} | 1 \leq i \leq 6\}$  在上一步中生成，我们通过选择

195

使用约束整数规划公式的这些边的子集。

我们表示  $X_{-i} \in \{0,1\}$ ，一个二进制变量，描述是否一条边  $e_{-i} \in E$  活跃（ $X_{-i}=1$ ）是否是边界形状的一部分（ $X_{-i}=0$ ）。这一组活动边组成了室内场景的多边形边界。这激活状态配置的质量  $x = (X_{-i})_{i=1,2,\dots,n}$  由一个测量形式的能量：

$$\ddot{U}(x) = (1-\lambda) \ddot{U}_{\text{保真度}}(x) + \lambda \ddot{U}_{\text{复杂}}(X) , \quad (1)$$

在哪里  $\ddot{U}_{\text{保真度}}(X)$  描述状态配置的好坏  $X$  和.....一致输入数据，而  $\ddot{U}_{\text{复杂}}(X)$  衡量输出的复杂性边界形状。请注意，这两个术语都存在于  $[0,1]$  和  $\lambda \in [0,1]$  是平衡这两项的参数。

200

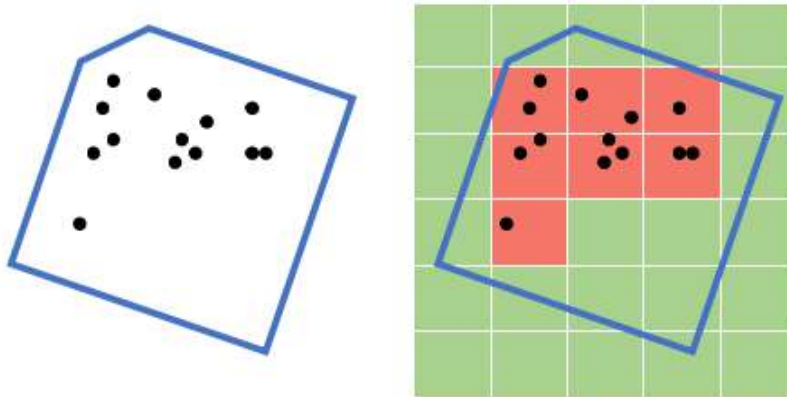


图 3：剖面被标记为内部的概率。左：我们找到位于一个方面内的所有点。右图：2D 空间被划分为一个占用网格。剖面位于内部的概率由占用的单元数与剖面内的单元数之比给出。

保真术语。 $\ddot{u}_{\text{保真度}}(X)$  评估活动边缘之间的一致性和边界形状。因为边界形状将整个空间分为内外域，我们可以观察到 (i) 大部分输入点位于边界形状内，并且 (ii) 边界边缘高度重叠与墙体结构。为了满足这些观察，我们的保真度项被建模作为：

$$\ddot{u}_{\text{保真度}}(x) = \beta \ddot{u}_{\text{积分}}(x) + (1-\beta) \ddot{u}_{\text{墙壁}}(X) . \quad (2)$$

第一学期  $\ddot{u}_{\text{积分}}(X)$  测量包围的输入点的百分比由边界边缘定义：

$$\ddot{u}_{\text{积分}}(x) = \sum_{e=1}^E -\frac{1}{|\text{磷}(F_{1-e})|} P(F_{2-e}) \cdot \frac{|e-e|}{\hat{L}} \chi_{e-e}, \quad (3)$$

在哪里  $F_{1-e}, F_{2-e}$  是两个事件方面  $e-e$  和  $|e-e|$  是长度  $e-e$ .  $\hat{L}$  是个所有边的总长度。磷(.) 衡量一个方面的概率

在边界形状内，如图 3 所示。直观地说， $\ddot{u}_{\text{积分}}(X)$

有利于选择其入射面保留输入点占据的内部单元格的不同比率的边缘。然而，由于  $\ddot{u}_{\text{积分}}(X)$  是负数，

即使比率差异很小，也会有很多噪声边缘处于活动状态。因此，

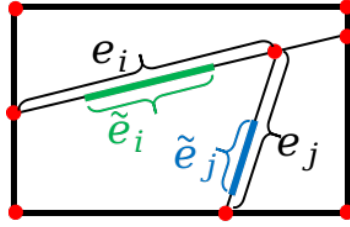


图 4: 重叠段  $|e_i - e_j|$  在每个候选边之间  $e_i, e_j$  和相应的墙平面。

第二学期  $\ddot{u}_{\text{墙壁}}(x)$  旨在通过测量它们的边缘来惩罚这些边缘与相应的墙平面重叠的部分：

$$\ddot{u}_{\text{墙壁}}(x) = \sum_{i=1}^N \left(1 - \frac{|e_i - e_j|}{|e_i|}\right) \frac{|e_i - e_j|}{\hat{E}} x_i, \quad (4)$$

在哪里  $|e_i - e_j|$  是段的长度  $e_i$  与对应的重叠

墙平面如图 4 所示。  $\ddot{u}_{\text{墙壁}}(x)$  对

不与其关联的墙平面重叠的嘈杂边缘。  $\beta \in [0, 1]$  是

控制这两项权重的参数。在我们的实验中，我们设置  $\beta = 0.5$ 。在数据缺失或输入点分布稀疏的情况下，我们

205

放  $\beta = 0.7$ 。在噪声和异常值的情况下，  $\beta$  设置为 0.3。

复杂性术语。为了控制最终边界形状的复杂度，我们引入复杂度项定义为：

$$\ddot{u}_{\text{复杂}}(x) = \frac{1}{\sqrt{V}} \sum_{i=1}^N \frac{1}{|v_i - v_{i+1}|} \text{如果 } v_i \text{ 是活跃的}, \quad (5)$$

它已被用于表面重建 [37, 38]。五是上一步计算的顶点集。如果 (i) 发生两次事件，则指标返回 true

210

顶点的边  $v_i - v_{i+1}$  是活跃的，并且 (ii) 这两个边缘来自不同的

壁面。该术语有利于返回紧凑的边界形状多边形

具有少量角顶点。图 5 说明了如何参数  $\lambda$  影响数据保真度和输出复杂性之间的权衡。我们通常

使固定  $\lambda = 0.5$  在我们的实验中。

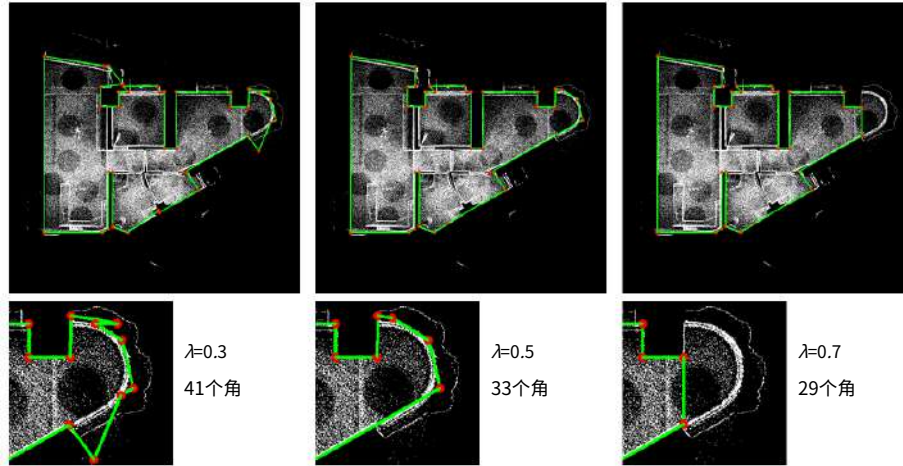


图 5：在对数据的保真度和边界形状的复杂性之间进行权衡。尽管 $\lambda$ 增加，输出边界形状包含更少的角顶点。

215

硬约束。因为输出边界形状应该满足  $\text{man-}$   
 $\text{ifoldness}$  属性，我们必须将边界形状的每个顶点约束为  
 包含两条相邻的边。我们通过以下硬约束强加这一点：

$$\sum_{e_j \in \mathcal{E}_v} x_j = 0 \text{ 或 } 2, \forall v \in \mathcal{V}, \quad (6)$$

在哪里  $\mathcal{E}_v$  是与顶点相邻的边的集合  $v \in \mathcal{V}$ 。

优化。我们寻找最佳的激活状态配置  $X$  经过  
 在给定的约束下，最小化 Eq.1 中的能量公式

220

在等式 6 中。这个受约束的整数规划问题由 SCIP 解决  
 算法[39]。然后，活动边缘构成输出边界形状（参见图 2e 中的绿色边缘）。

## 6. 房间分割

上一步恢复的边界形状将二维空间划分为域内域外。在本节中，我们只关注内部域并将其划分为不同的房间。给定内部的一组方面

边界形状  $F = \{F_k | 1 \leq k \leq K\}$ ，我们分配一个房间实例标签

大小为  $(l_k)_{k=1,2,\dots,K}$  到每个方面  $F_k$ 。特别是，我们将此问题建模为通过标准形式的能量进行马尔可夫随机场方法：

$$U(l) = \sum_{k=1}^K D(l_k) + \gamma \sum_{(j,k) \in \tilde{E}} \psi(l_j, l_k) \quad (7)$$

225 在哪里  $D(l_k)$  编码一元项和  $\psi(l_j, l_k)$  对成对项进行编码。 $\tilde{E}$  表示所有相邻的内刻面对。

一元术语。 $D(l_k)$  旨在鼓励为每个方面分配一个标签与输入房间实例标签图一致：

$$D(l_k) = -\frac{\sqrt{F_k}}{\log 2} \log \text{磷}(l_k), \quad (8)$$

在哪里  $\text{磷}$  是面积  $F_k$  测量每个方面的权重。 $\text{磷}(l_k)$  是个的概率  $F_k$  被标记为  $l_k$ 。 $\text{磷}(l_k)$  计算为数字的比率具有值的像素  $l_k$  在输入房间实例标签映射到平面内的像素数。

230

成对术语。 $\psi(l_j, l_k)$  被设计用于两个目的：(i) 返回一个低复杂度的平面图，以及 (ii) 通过边界形状内的墙平面分隔房间。为此，我们惩罚相邻刻面保留不同的边不与其关联的墙平面重叠的房间实例标签：

$$\psi(l_j, l_k) = \begin{cases} 0 & \text{如果 } l_j = l_k, \\ -\frac{1}{(1 - e^{-\frac{\gamma}{F_k}}) \cdot |e^{-\frac{\gamma}{F_j}}|} & \text{如果 } l_j \neq l_k, \end{cases} \quad (9)$$

在哪里  $e^{-\frac{\gamma}{F_k}}$  是面之间的入射边  $F_j$  和  $F_k$ 。 $\frac{\gamma}{F_k}$  和  $|e^{-\frac{\gamma}{F_j}}|$  保留与第 5 节中相同的定义。 $\gamma$  设置为 1 以平衡这两项。

235 房间分割。我们提出的 MRF 模型是通过标准的图切割优化技术来解决的 [40, 41]。  
我们合并所有相邻的方面  
到一个大的多边形面，每个面代表平面图中的一个房间  
如图 2f 所示。最后，我们通过删除顶点来简化平面图  
连接到两条共线边。请注意，可能存在一些没有任何像素且带有非背景房间实例标  
240 签的细小平面。在这种情况下，  
我们可以选择将这些方面合并到它们相邻的最长公共房间  
边缘。

## 7. 实验

我们的算法已经在 C++ 中实现，使用 Computational  
245 几何算法库 [42] 提供基本的几何工具。一切  
已经在主频为 3.6GHz 的 Intel Core i7 CPU 上进行了实验。

实施细节。给定输入点云，我们计算轴-  
投影到 XY 平面上的所有点的对齐边界框。然后我们  
250 将 2D 边界框扩展 0.5m 并将其离散化为密度图。如果存在落在内部的点，则每个  
像素值等于 1（参见图 2c）。是-  
因为我们的方法最重要的目标之一是恢复平面图  
结构详细，我们选择 1cm 的精细分辨率。在这种情况下，一些  
小而重要的墙壁结构也可以恢复。

255 评估指标。我们定义以下指标来评估和比较  
我们的结果：

- *房间指标*. 正如 Floorsp [6] 所定义的，预测的房间  $r$  是真的-  
正当且仅当 (i)  $r$  不与任何其他预测房间重叠，并且 (ii) 存在地面实况房间  $r^A$   
260 IOU 大于  
0.5 与  $r$ .
- *几何指标*. 因为大多数人工注释的基本事实  
平面图与真实的墙壁位置不完全对齐（见第 3 列

(图 6)，预测模型和地面实况之间的几何度量不能完美反映所提出算法的几何精度

265 何精度

规律。因此，我们将 2D 平面图转换为 3D CAD 模型并计算

3D 模型和输入点之间的 RMS 和倒角距离。

RGBD 场景的比较。我们首先将我们的框架与流行的 Douglas-Peucker 算法 [14]，表示为 ASIP [10] 的对象矢量化算法，以及当前最先进的平面图生成方法

270 前最先进的平面图生成方法

FloorSP [6] 在从全景 RGBD 扫描中收集的 100 个场景上。我们采用在 FloorSP 发布的 433 个 RGBD 场景上训练的预训练模型提供逐像素房间实例标记图。图 6 说明了各种方法在困难案例上的定性比较，特别是在非曼哈顿案例上

275 世界场景。ASIP 和 Douglas-Peucker 输出一组孤立的方面，即由房间实例标注图中每个区域的断开连接引起的。

相比之下，FloorSP 能够通过按房间的最短路径优化策略来填补这一空白。我们的方法还返回一个二维平面图

自然恢复边界形状并将内部域划分为

280 不同的多边形面。此外，由于我们的方法和 ASIP 捕获了准确的根据场景中墙壁的位置，重建的平面图与输入数据的对齐比 FloorSP 和 Douglas-Peucker 更好。最后，我们的平面图保持

由于我们的边界形状，比其他方法更多的结构细节提取机制。

285 定量地，图 7 说明了每种方法的几何精度。我们的算法给出了输入点之间的最小倒角距离和

由于保留了小细节，输出模型。此外，表 1

突出显示平均评估指标，图 8 显示了分布

100 个 RGBD 场景上所有方法的几何度量。我们的方法在房间指标上提供了最好的

290 分数。这个进步主要来自我们的两步

结合点分布、位置的重建方法

墙平面和房间实例标签映射在一起。相比之下，

其他方法对房间实例标签中包含的缺陷的鲁棒性较差



图 6: RGBD 场景的定性比较。Douglas-Peucker 和 ASIP 返回一组孤立的面, 而 FloorSP 和我们的方法生成一个有效的连通图。在几何精度方面, ASIP 的平面图和我们的方法比 FloorSP 和 Douglas-Peucker 更好地与输入点对齐, 尤其是在非曼哈顿场景的情况下。特别是, 我们的方法实现了保留小的结构细节。



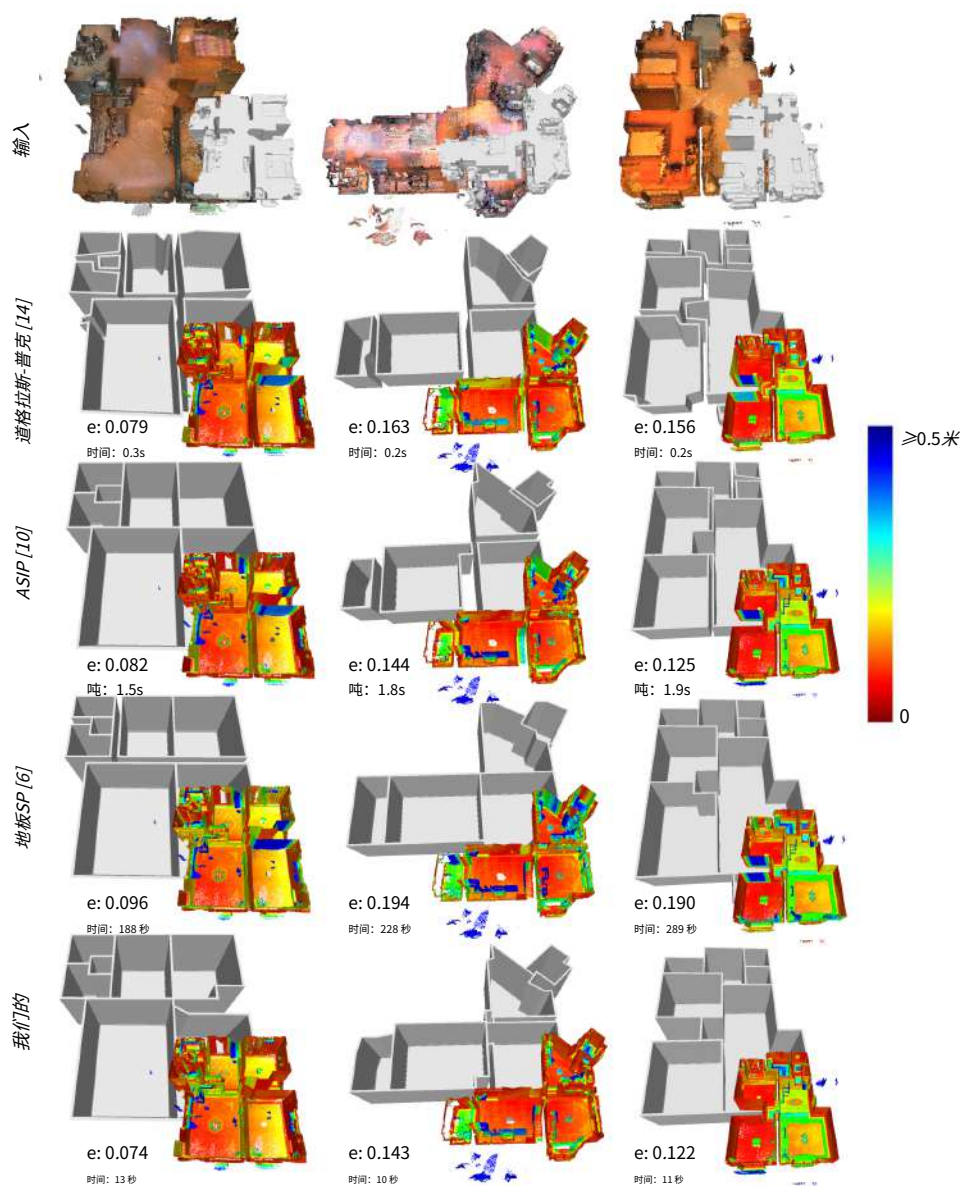


图 7: RGBD 场景的比较。我们将每种方法的输出 2D 平面图转换为壁厚等于 0.1m 的 3D CAD 模型。红色到蓝色的点对相应输入点和 3D CAD 模型之间的倒角距离进行编码。在返回一组未连接的房间时，Douglas-Peucker 和 ASIP 在几秒钟内给出了相对较低的错误。FloorSP 输出一个简单的平面图和 3D CAD 模型，但是，一些墙壁结构与输入数据有点距离（参见垂直墙壁上的蓝点）。通过保留一些细节，我们的方法返回了最好的错误。此外，我们的方法比 FloorSP 快大约一个数量级。

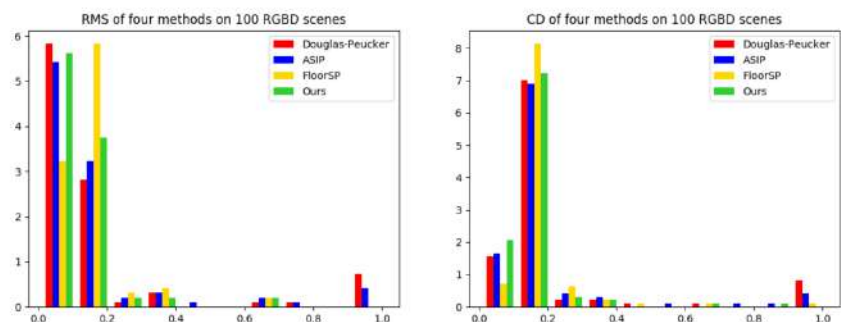


图 8: 100 个 RGBD 场景的几何指标直方图。虽然对于这四种方法，大多数场景都位于前两个 bin 中，但我们的方法是最准确的：FloorSP 的第一个 bin 中包含的场景数量较少，而 Douglas-Peucker 和 ASIP 生成的模型在最后的垃圾箱。

RGBD 场景	房间指标		几何指标	
	记起	精确	有效值	光盘
道格拉斯-普克 [14]	0.828	0.890	0.184	0.201
ASIP [10]	0.813	0.708	0.187	0.193
地板SP [6]	0.871	0.878	0.160	0.172
我们的	0.873	0.912	0.138	0.147

表 1: 100 个 RGBD 场景的定量比较。RMS 和 CD 指的是 RMS 距离和倒角距离，以米为单位。

地图。此外，对于几何度量，我们的方法也达到了最小

295 RMS 和倒角误差。这些分数可以用稳健性来解释

我们的两步优化策略鼓励平面布置图与小墙壁组件很好地对齐。我们还提供补充材料

以显示更多的定性和定量比较。

300 激光雷达场景的比较。为了评估每种方法在不同传感器源上的鲁棒性，我们还收集了 88 个生产级室内场景

由激光雷达扫描。定性地，图 9 显示了重建的平面图

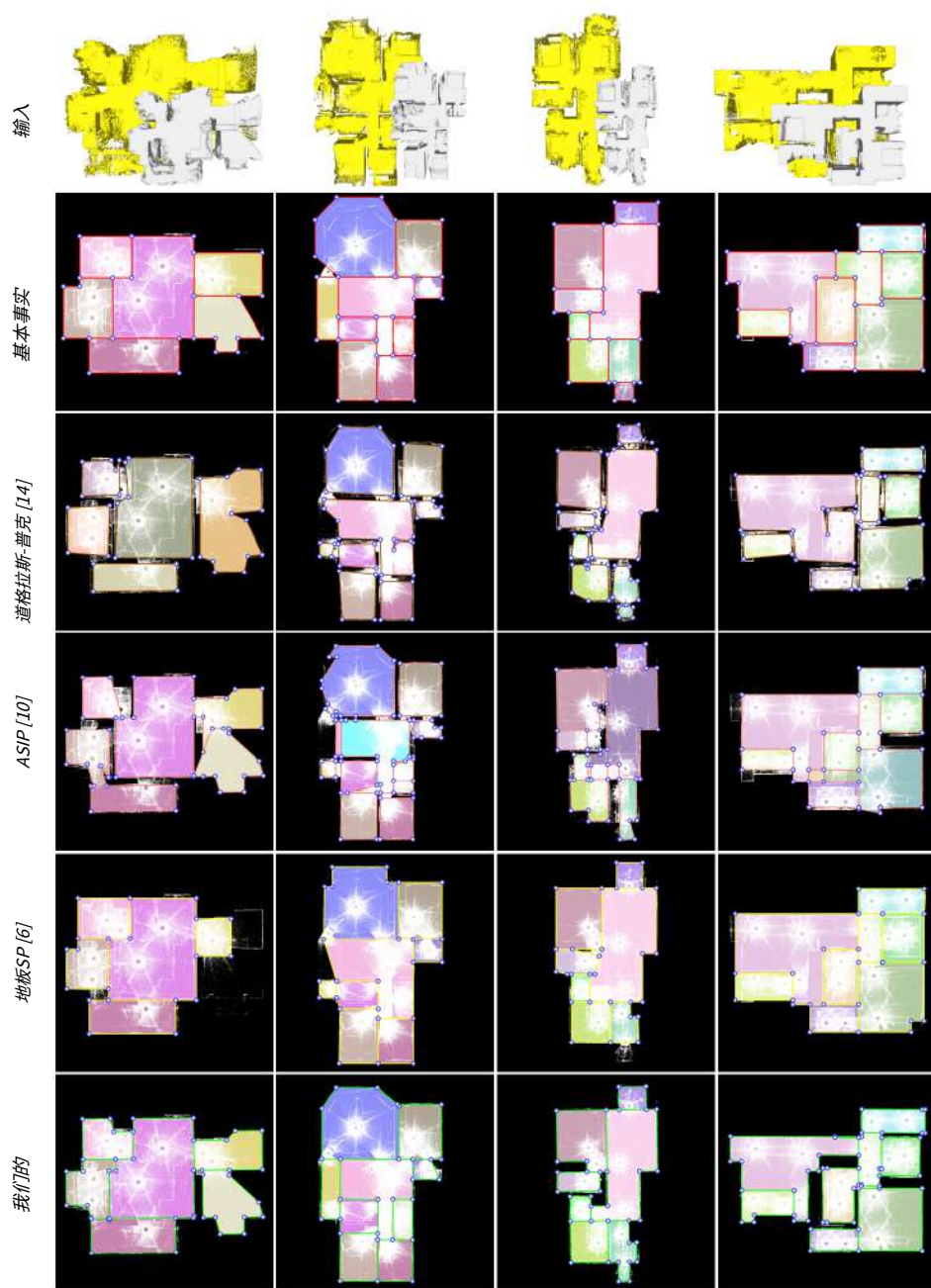


图 9: 激光雷达场景的定性比较。与其他方法相比, 我们的算法受不同扫描源导致的错误房间实例标记图的影响较小。

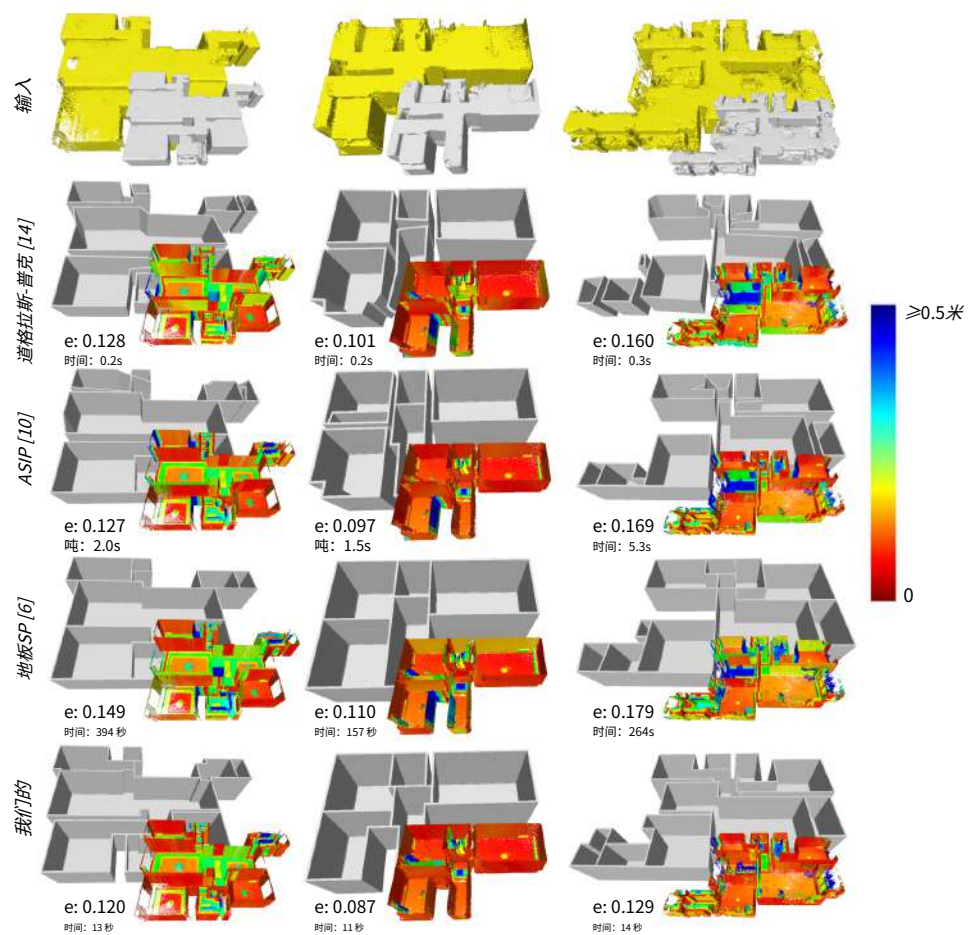


图 10：激光雷达场景的比较。Douglas-Peucker 和 ASIP 对于生成一组非连通多边形非常有效。FloorSP 虽然输出了拓扑正确的简单平面图，但其几何误差和计算时间相对较高。我们的方法生成与墙点最佳对齐的 3D 模型（参见垂直结构上彩色点的分布）。

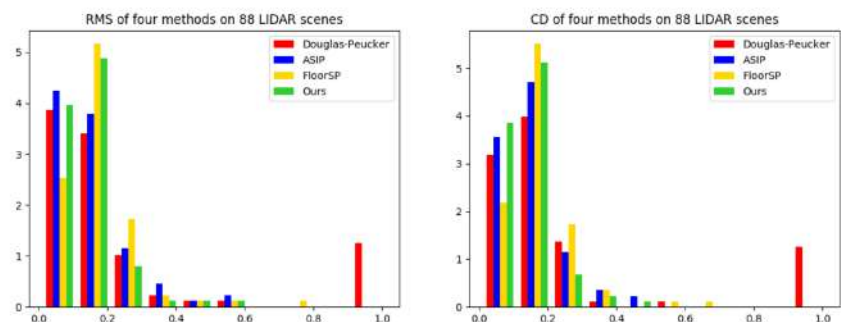


图 11：88 个激光雷达场景的几何指标直方图。与从 RGBD 数据获得的结果类似，我们的算法通过激光雷达扫描生成的模型比 ASIP、FloorSP 和 Douglas-Peucker 方法更准确。特别是，我们模型的误差主要在直方图的前两个区间内。

激光雷达场景	房间指标		几何指标	
	记起	精确	有效值	光盘
道格拉斯-普克 [14]	0.621	0.840	0.250	0.251
ASIP [10]	0.698	0.746	0.173	0.169
地板SP [6]	0.703	0.865	0.189	0.187
我们的	0.714	0.872	0.137	0.136

表 2：88 个激光雷达场景的定量比较。

通过每种方法从激光雷达点。我们可以得出类似的结论

所有方法返回的输出平面图的质量，如图 6 所示。我们的

305 算法在几何精度方面仍然优于其他方法。

定量地，图 10 说明了每种方法生成的 3D 模型与输入点之间的几何度量。我们的算法优于

其他方法，因为我们的 3D 平面图是从检测到的墙壁重建的

其中场景中一些小而重要的结构细节成功

310 恢复了。表 2 和图 11 分别提供了来自 LIDAR 数据集的四种方法的平均指标分数及其分布。至于

RGBD 数据，我们的方法取得了最好的评价分数。额外的COM



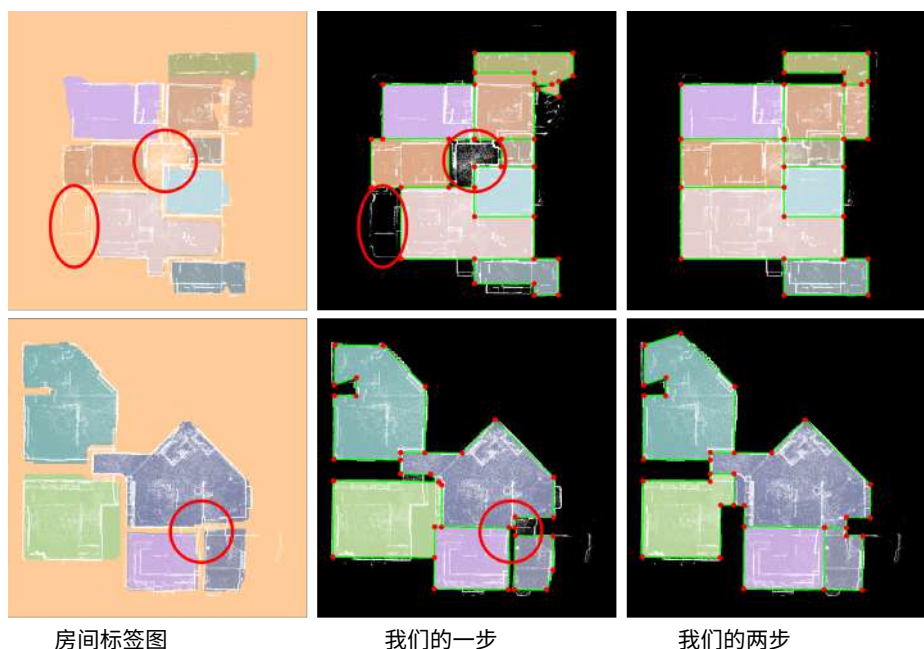


图 12：消融研究。直接在房间实例标签地图上执行房间分割会错过恢复一些房间（顶部）或生成孤立图（底部）。相比之下，我们的两步法通过首先从输入点分布重构边界形状（这与不精确的房间实例标签图无关）而不会遇到这个问题。

型坏结果在补充材料中说明。

315 消融研究。与以前的基于房间分割的方法相比

在一步优化方法 [8, 9, 10] 上，最重要的方法之一是

我们系统的客户在于以两步方式重建平面图：

边界提取然后房间分割。我们研究了我们的两步方法与跳过边界的一步方法的鲁棒性。

320 图 12 中的牵引过程。使用一个-

step 方法：(i) 几个房间被错误地标记为背景，以及 (ii)

一些房间是孤立的，它们之间的多边形面被标记为背景。我们的两步机制首先受这些错误的影响较小

恢复不依赖于房间实例标签的边界形状。我们

	第 1 栏 图 6	第 4 栏 图 6	第 1 栏 图 9	第 3 栏 图 9
# 输入点云的点	481K	1280K	973K	1498K
# 原始网格的面	230K	283K	343K	221K
# 墙平面	35	53	39	31
# 候选边乙	266	402	380	316
# 选定的边界边	55	53	82	51
# 里面的分面 $F$	32	63	22	48
# 多边形房间	4	8	6	9
基元检测时间 (s)	6.7	8.4	10.2	7.1
边界提取时间 (s)	1.0	1.7	1.5	1.3
房间分割时间 (s)	0.9	1.1	0.4	0.8
内存峰值 (MB)	197	393	339	503

表 3: 我们的算法在各种 RGBD 和 LIDAR 数据上的性能。

325 在 30 个场景中比较了这两种策略。对于一步法，我们在房间召回率和精度上检索到 0.64 和 0.69 的分数，IOU=0.7 到地面真相。然而，对于我们的两步法，我们获得了更高的分数 0.71 和这两个指标为 0.74。

330 表演。表 3 显示了我们的算法在以下方面的性能  
几个室内场景的处理时间和内存消耗。原始  
检测是最耗时的步骤，通常占总时间的 70% 左右  
运行时间。随后的边界提取和房间分割步骤要快得多。实际上，这些步骤依赖于整数规划  
335 方法和一个图割公式，其中只有几百个候选  
分别涉及边缘和数十个内部刻面。这个效率  
源于动力学数据结构的高度紧凑性。

对 ISPRS 基准的评估。我们还评估了我们的方法

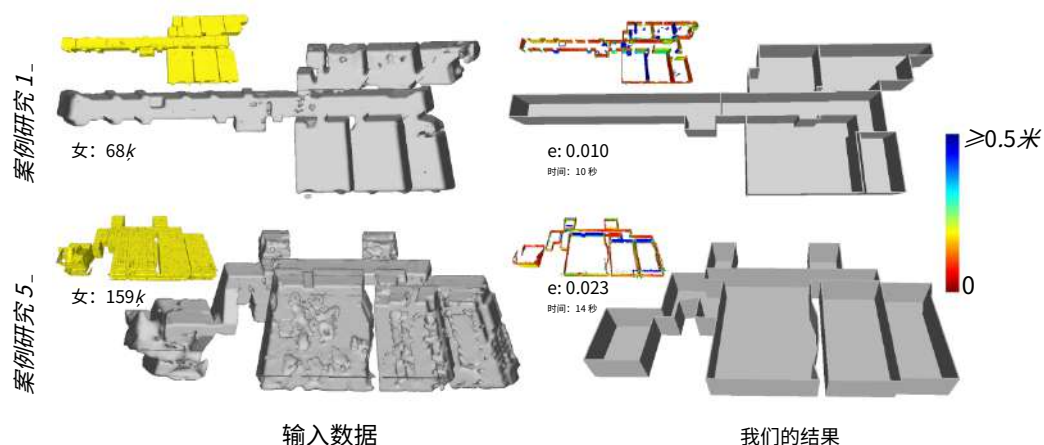


图 13: ISPRS 基准测试结果。重建的模型是准确的，并允许用高度紧凑的分段平面表示来描述房间和走廊。

340 案例研究 1和案例研究 5ISPRS室内建模基准[43]。

出于性能原因，我们将原始点云下采样到 2.4M

和 290 万积分案例研究 1和案例研究 5分别。如图 13 所示，由于房间实例标记图是通过采用

在 RGBD 场景上预训练的 Mask R-CNN 模型，一些相邻的

345 房间被分割成一个。然而，我们的边界提取步骤成功了

在恢复两个场景的正确边界形状的同时保留小的垂直结构，这证明了我们的方法在 var-

数据来源。

350 对家具和杂乱元素的坚固性。在我们的实验中，收集的室内场景通常包含椅子、桌子或植物等家具。

如图 14 所示，我们的算法允许我们过滤掉这些元素

有两个原因。首先，我们的原始检测步骤过滤掉一些非墙

根据对室内场景的先验知识进行飞机。此步骤可确保后续步骤将忽略大部分家具。

355 二、当

家具的垂直部分被错误地检测为墙平面，随后

边界提取和房间分割步骤利用各种类型的in-



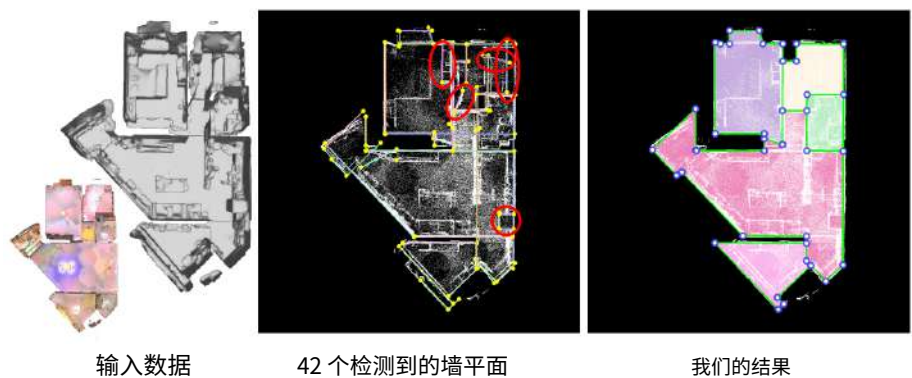


图 14：家具的影响。尽管错误地检测到家具组件上的平面，但我们的算法仍然能够很好地恢复室内场景的边界形状并将内部空间分解为独立的房间（参见中间子图中的红色标记区域）。

例如点的分布、墙壁或房间的位置

有助于减少检测到的平面的影响的实例标记图

家具。

限制。我们的系统依赖于两个关键线索：（i）房间实例标签

Mask R-CNN 返回的地图，以及 (ii) 检测到的墙平面。如图所示

在图 15 中，这两种成分在不精确时会导致输出模型出现几何误差。房间实例标签

映射对于

房间分割。虽然我们的配方在处理时非常稳健

每个房间的边界上都有一些错误标记，一个很大的错误标记区域

即使场景的边界形状被正确重建，也会导致不好的房间分割结果。此外，边界形状

在某些情况下会缩小

由于平面检测中的假阴性或

平面过滤中的误报。

## 8. 结论

我们提出了一种从点重建平面图的自动算法

室内场景云。我们的方法从检测墙平面开始

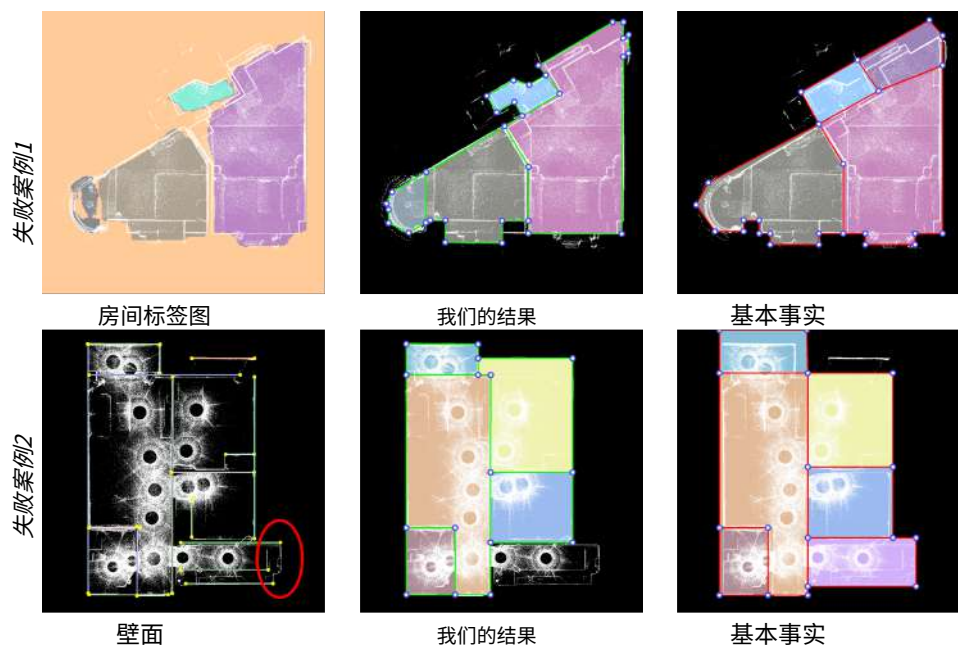


图 15：失败案例。我们的框架中包含的典型故障案例的两个来源：（i）错误的输入房间标签图（顶部），和（ii）缺少墙壁平面（底部）。

375 将空间转化为几何元素。然后恢复边界形状  
 通过一个有约束的整数规划公式。然后通过解决多类标记机制将内部域分割成房  
 间。我们  
 证明了我们的方法在 RGBD 和  
 激光雷达扫描从简单到复杂的案例，及其在方面的竞争力  
 380 到最先进的方法。

在今后的工作中有几个方面需要改进。一、拆分  
 ASIP [10] 中提出的算子可用于潜在地解决该问题  
 丢失的墙平面。其次，我们想利用法线向量  
 点和可见性信息，以减少不精确的输入房间实例标签图的影响。最后，我们还可以  
 385 推广我们的方法来提取  
 通过检测高阶几何图元来确定自由形式场景的形状。

## 9. 致谢

这项工作得到了国家自然科学基金 (U2001206)、DEGP 重点项目的部分支持 (2018KZDXM058)，深圳市科技计划(RCJC20200714114435012)和北科(<https://www.ke.com>)。作者感谢数据和北客的符号工具，也感谢李木星子的技术讨论。

[1] G. Pintore、C. Mura、F. Ganovelli、LJ Fuentes-Perez、R. Pajarola、E. Gobbetti，最先进的结构化自动 3D 重建技术  
门环境，计算机图形学论坛。

[2] S. Ikehata、H. Yang、Y. Furukawa，结构化室内建模，在：Proc。  
计算机视觉国际会议 (ICCV)，2015 年。

[3] T. Rabbani、F. van Den Heuvel、G. Vosselman，点分割  
云使用平滑度约束，ISPRS 36。

[4] R. Schnabel、R. Wahl、R. Klein，点云形状的高效 ransac  
检测，计算机图形学论坛 26。

[5] C. Liu, J. Wu, Y. Furukawa, Floornet：从 3D 扫描重建平面图的统一框架，  
在：Proc。欧洲委员会会议  
普特视觉 (ECCV)，2018 年。

[6] J. Chen, C. Liu, J. Wu, Y. Furukawa, Floor-sp：平面图的逆 cad  
顺序房间最短路径，在：Proc。国际会议  
关于计算机视觉 (ICCV)，2019。

[7] C. Liu, J. Wu, P. Kohli, Y. Furukawa，光栅到矢量：重访地板-  
计划转型，在：Proc。国际计算机会议  
愿景 (ICCV)，2017 年。

[8] C. Mura、O. Mattausch、AJ Villanueva、E. Gobbetti、R. Pajarola，杂乱室  
内环境中的自动房间检测和重建  
复杂的房间布局，Computers & Graphics 44 (2014) 20–32。

- [9] S. Ochmann, R. Vock, R. Wessel, R. Klein, 从室内点云、计算机和图形自动重建参数化建筑模型  
415 ICS 54 (2016) 94–103。
- [10] M. Li, F. Lafarge, R. Marlet, 图像中的近似形状与低  
复杂性多边形, 在: Proc. 计算机视觉和模式识别的  
化 (CVPR) , 2020。
- [11] W. Wu, L. Fan, L. Liu, P. Wonka, 基于 Miqp 的建筑布局设计  
420 室内设计, 计算机图形学论坛 37 (2018) 511–521。
- [12] W. Wu, X. Fu, R. Tang, Y. Wang, Y. Qi, L. Liu, 数据驱动的室内设计  
生成住宅建筑, ACM Transactions on Graphics。
- [13] R. Hu, Z. Huang, Y. Tang, O. Van Kaick, H. Zhang, H. Huang, Graph2plan:  
从布局图中学习平面图生成, ACM Transactions on  
425 图形 39。
- [14] ST Wu, MRG Marquez, 一种非自相交道格拉斯-普克算法-  
rithm, 在: IEEE 计算机图形和图像处理研讨会, 2003 年。
- [15] M.-M. Cheng, NJ Mitra, X. Huang, PHS Torr, S.-M. 胡, 全球  
430 基于trast的显着区域检测, IEEE Transactions on Pattern Analysis  
和机器智能 37 (2015) 569–582。
- [16] G. Li, Y. Yu, 用于显着目标检测的深度对比学习, 在: Proc. 计算机视觉和模  
式识别 (CVPR), 2016 年。
- [17] C. Rother, V. Kolmogorov, A. Blake, Grabcut: 交互式前景前  
435 使用迭代图切割的牵引力, ACM Transactions on Graphics 23。
- [18] C. Dyken, M. Dæhlen, T. Sevaldrud, 同步曲线简化,  
地理系统杂志 11 (2009) 273–289。

- [19] E. Turner, A. Zakhor, 从激光范围数据生成室内环境的平面图和房间标签,  
在: Proc. 国际会议  
440 计算机图形理论与应用 (GRAPP), 2015 年。
- [20] S. Ochmann、R. Vock、R. Wessel、M. Tamke、R. Klein, 自动发电机  
来自 3d 点云扫描的结构建筑描述的迭代, 在:  
过程。计算机图形理论与应用国际会议 (GRAPP), 2014 年。
- 445 [21] R. Ambrus、S. Claiici、A. Wendt, 来自联合国的自动房间分割  
室内环境的结构化 3d 数据, IEEE 机器人和自动化  
信件 2 (2017) 749–756。
- [22] I. Armeni, O. Sener, A. Zamir, H. Jiang, I. Brilakis, M. Fischer, S. Savarese,  
在: 过程。计算机视觉和模式识别 (CVPR), 2016 年。
- 450 [23] F. Yu, V. Koltun, T. Funkhouser, 扩张残差网络, 在: Proc. 的  
计算机视觉和模式识别 (CVPR), 2017。
- [24] A. Newell, K. Yang, J. Deng, 用于人体姿态估计的堆叠沙漏网络, arXiv 预印  
本 arXiv:1603.06937。
- [25] RQ Charles、H. Su、M. Kaichun、LJ Guibas、Pointnet: 深度学习  
455 关于 3d 分类和分割的点集, 在: Proc. 计算机  
视觉和模式识别 (CVPR), 2017。
- [26] K. He, G. Gkioxari, P. Dollár, R. Girshick, Mask r-cnn, 在: Proc. 计算  
机视觉国际会议 (ICCV), 2017 年。
- [27] D. Bobkov、M. Kiechle、S. Hilsenbeck、E. Steinbach, 房间分割  
460 使用各向异性势场的 3d 点云, 位于: Proc. 国际的  
多媒体与博览会会议, 2017。
- [28] S. Murali, P. Speciale, MR Oswald, M. Pollefeys, Indoor scan2bim: 房屋内  
部的建筑信息模型, 在: Proc. 智能机器人  
和系统 (IROS), 2017 年。

- 465 [29] Y. Furukawa、B. Curless、S.M. Seitz、R. Szeliski, 曼哈顿世界立体声, 在:  
Proc. 计算机视觉和模式识别 (CVPR), 2009 年。
- [30] S.-T. 杨, F.-E. 王, C.-H. Peng, P. Wonka, M. Sun, H.-K. 楚都拉——  
net: 用于从 sin- 估计房间布局的双投影网络  
gle rgb 全景, 在: Proc. 计算机视觉与模式识别  
470 (CVPR) , 2019 年。
- [31] C. Zou、A. Colburn、Q. Shan、D. Hoiem, Layoutnet: 重建  
来自单个 rgb 图像的 3d 房间布局, 位于: Proc. 计算机视觉和  
模式识别 (CVPR), 2018。
- [32] C.孙, C.-W. Hsiao, M. Sun, H.-T. Chen, Horizontalnet: 具有一维表示和全景  
475 拉伸数据增强的学习室布局, 在:  
过程。计算机视觉和模式识别 (CVPR), 2019 年。
- [33] M. Kazhdan, H. Hoppe, 筛选泊松曲面重建, ACM  
图形交易 32 (2013) 1-13。
- [34] Y. Verdie、F. Lafarge、P. Alliez, 城市场景的 LOD 生成, ACM Transactions  
480 on Graphics 34。
- [35] J.-P. Bauchet, F. Lafarge, KIPPI: 图像的动力学多边形分区,  
在: 过程。计算机视觉和模式识别 (CVPR), 2018 年。
- [36] J.-P. Bauchet, F. Lafarge, 动力学形状重建, ACM Trans. 在  
图形 39 (5 )。
- 485 [37] L. Nan, P. Wonka, Polyfit: 点云的多边形表面重建, 在: Proc. 计算机视  
觉国际会议 (ICCV) ,  
2017 年。
- [38] H. Fang, F. Lafarge, Connect-and-Slice: 一种用于侦察的混合方法  
构造 3D 对象, 在: Proc. 计算机视觉和模式识别 (CVPR), 2020 年。  
490

- [39] P. Fouilhoux, A. Questel, Scip: 求解约束整数程序, RAIRO - 运筹学 48 (2014) 167–188。
- [40] Y. Boykov, O. Veksler, R. Zabih, 快速近似能量最小化  
通过图形切割、IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intel-  
495 法律 23 (2002) 1222–1239。
- [41] Y. Boykov, V. Kolmogorov, 视觉能量最小化的 min-cut/maxflow 算法的实验  
比较, IEEE Transactions on  
模式分析和机器智能 26 (9) (2004) 1124–1137。
- [42] 加勒, 计算几何算法库, <http://www.cgal.org>。
- 500 [43] K. Khoshelham, LD Vilariño, M. Peter, Z. Kang, D. Acharya, isprs  
室内造型基准, 诠释。拱。摄影。Remote Sens. Spat. 信息。科学 42 (2017)  
367–372。