



利用细化空间分隔法的房间细部级室内导航元素提取

刘明蕾¹ 危双丰^{1,2,3,4} 黄帅¹ 汤念¹

1 北京建筑大学测绘与城市空间信息学院,北京,102616

2 代表性建筑与古建筑数据库教育部工程中心,北京,102616

3 自然资源部城市空间信息重点实验室,北京,102616

4 建筑遗产精细重构与健康监测北京市重点实验室,北京,102616

摘要:现有的室内三维模型重建中,通常将墙等承担空间分隔作用的室内导航元素看作一个整体,通过对墙的提取来实现房间子空间的分割。然而,一面墙的两个墙面形态上的差异会造成室内三维重建过程中房间细节的损失,并且引起门窗提取的困难。针对这一现象,提出了一种细化空间分隔的思想,通过将一面墙细化为两个墙面,利用区域生长算法获取墙面角点,从而获得室内的精细化表达;同时利用对应墙面上对应区域的点云密度比方法,规避门窗提取中遮挡墙面的障碍物对提取结果的影响。结果表明,该方法可以对室内门窗进行有效地提取,从而为导航网络的生成提供了重要依据。

关键词:点云;室内导航元素;细化空间分隔;区域生长算法

中图分类号:P237

文献标志码:A

空间分隔是指在室内空间中承担分割子空间的物体,比较有代表性的包括地板、天花板和墙等。在室内三维几何和语义重建过程中,空间分隔是提取工作的重点。获取到的空间分隔可以有效地将空间划分为独立的可导航的子空间,空间分隔上是否存在导航主体可通过的开放区域是两个子空间之间连通性的判断依据。因此,空间分隔元素的提取,特别是房间和门窗这两种导航元素的提取有重要的意义。三维激光扫描技术的飞速发展室内三维数据的获取和模型重建提供了新的解决方案^[1-4]。但是,扫描获取的点云数据虽然可以展示建筑内部的环境,实现三维浏览功能,但其数据量庞大,且不承载语义信息,这给房间和门窗的提取带来很大困难。

现有提取方法中通常将墙作为一个整体来提取,从而选择与墙形状类似的几何形状对其进行表达。基于曼哈顿世界假说,即假定城市场景中具有3个互相正交的主方向形成的坐标系,建筑平面的法向量与坐标轴中的一个主方向保持平行,规则直线墙面在点云中可以表达为X值或

Y值相同的一组点集。文献[5]利用点云密度峰值检测出楼板所在位置,对单层内的空间进行八叉树划分,计算每个子空间的点云密度,墙面处点云密度会在垂直方向上形成峰值。文献[6-9]中,应用主成分分析(principal component analysis, PCA)算法对点云计算法线后,采用文献[10]所述的随机抽样一致性算法进行平面检测。上述方法均将墙体作为一个整体的墙段来处理,忽略了墙体的厚度和内部墙面上形状的差异,从而使得对房间的提取不够精确。

门窗在点云中的特征表现为位于墙上的矩形。利用这个特征,文献[11]提出了结合影像与点云进行门的提取方法。先将图像进行正射校正,再将真彩色影像转换为灰度图像,应用Canny算子提取边界;对提取到的边界进行方向滤波,最后筛选出影像中的门。此方法对于遮挡墙壁的柜子等在几何形状上和门类似的障碍物无法有效区分。为了解决该问题,文献[12]将门窗表述为形状为矩形的且在墙体表面上密度较低的区域,对平面上的窗户和门进行投影、光栅化后

收稿日期:2019-12-07

项目资助:国家重点研发计划(2016YFC0702107);北京建筑大学研究生创新项目(PG2019058,PG2019061,PG2019065)。

第一作者:刘明蕾,硕士,主要研究方向为基于点云的室内导航三维重建。Liuminglei1009@163.com

通讯作者:危双丰,博士,副教授。weishuangfeng@bucea.edu.cn

得到二值图像,利用广义霍夫变换方法进行形状检测。室内橱柜等物体容易遮挡墙壁,且其在墙体点云中的统计特征和几何特征均与门窗类似,上述方法很难对其进行区分。对于室内导航网络中的门窗提取,由于室内环境复杂,且墙壁被橱柜等遮掩,其形状特征与门窗类似,给提取工作造成阻碍。

因此,本文在现有的室内导航网络门窗提取方法的基础上,提出一种新的细化空间分隔的思想,将一面墙在三维空间内细分为两个互相平行的墙面。首先对单一楼层内的点云进行基于主成分分析法的法线滤波,剔除非垂直面上的杂点;然后通过投影降维和区域生长算法获得提取所需的墙面;最后通过对对应墙面进行格网化,筛选出符合阈值的格网作为室内导航网络中门窗的位置。该方法极大降低了障碍物对门窗提取的影响,增加了提取的正确性。

1 室内导航元素提取流程

三维激光扫描仪是由一台高速精确的激光测距仪配上一组可以引导激光并以均匀角速度扫描的反射棱镜构成。激光测距仪主动发射激光,同时接受自然物表面反射的信号,从而进行测距。由于扫描仪只能对墙表面进行扫描,墙体中间由于遮挡无法生成对应的点云,因此会在两个墙面形成的点云密度峰值之间产生一个代表墙体的间隙。因此,在房间分割中不再对墙整体进行提取,而是对墙面点云进行分割。此方法可以将原始点云解析为不相邻的空间^[13-14],获取到的每一个不相邻空间作为房间的表达,能够更加真实地体现出房间的空间位置和几何形状。

本文据此将承担空间分隔作用的墙细化为可以被三维激光扫描仪扫描并记录坐标的一组平行墙面和无法被扫描到的内部墙体,对组成同一个房间的墙面角点进行检测,进而得到房间的精细化表达。房间提取流程图如图1所示。

在曼哈顿世界的建筑中,门窗的统计特征表现为点云密度低于墙面其他位置,几何特征表现为存在一个矩形的边缘。但是,靠墙的障碍物特别是形状与门类似的橱柜等,也会由于遮盖墙体而使得墙面形成矩形边缘的低密度区域。为了减少这类障碍物的影响,本文依据文献[15]的思想,将墙体拆分为两个临近平行的墙面,在门窗存在处,代表一面墙体的两个墙面对应位置均会形成点云密度较低的区域。因此,选择对单一墙

体的两个墙面进行投影格网化,比对两个墙面的对应位置,如两个对应格网点云密度均低于阈值,则该格网所在区域被认为是门窗的备选区域。该方法能够有效避免由于障碍物遮挡造成门窗提取错误。门窗提取流程如图2所示。

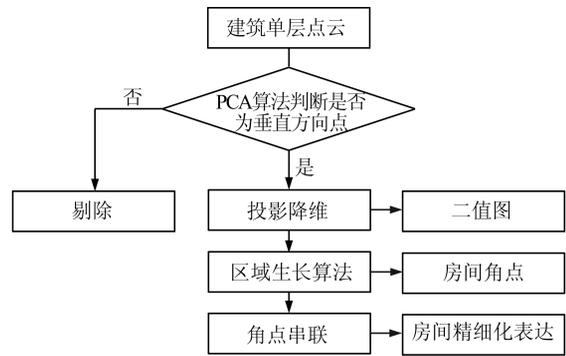


图1 房间提取流程

Fig.1 Flowchart of Room Extraction

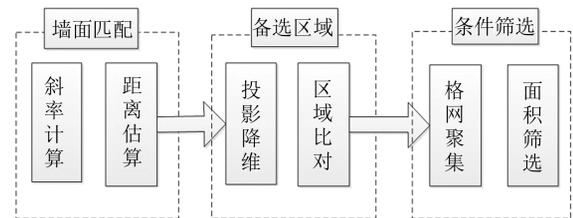


图2 门窗提取流程

Fig.2 Flowchart of Door and Window Extraction

2 室内导航元素提取方法及实验

2.1 房间提取

2.1.1 法线滤波

文献[13-14]将点云中每个被扫描的元素表达为一组涵盖自身背部空白区域的点。因此在墙面点云处,被扫描到的墙面会形成垂直方向上的高密度点云,而两个墙面中间的墙体则因无法被扫描到而形成空白区域。基于此,将一个整体的墙细化为两个对应的墙面和一个内部墙体来进行三维重建。由于外部墙不承担子空间划分功能,也对子空间的拓扑关系没有直接影响,因此本文提到的空间分隔均指建筑内部墙。

为了使得该特征更加清晰、健壮,采用文献[16]中的滤波方法,对单层室内环境点云运用PCA算法,计算其法线,保留垂直方向点,如图3所示。点 p 可用其三维坐标表示成一个行向量,即 $p=[x \ y \ z]$,计算点 p 的法向量方法是在 k 邻域内进行特征分解(即计算特征向量和特征值)。对应于最小特征值的特征向量将在点 p 处近似表示法向量 n 。点 p 的 k 邻域协方差矩阵可定义为:

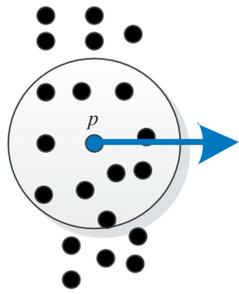


图3 PCA算法示意图

Fig.3 Diagram of PCA Algorithm

$$C = \begin{bmatrix} p_1 - \bar{p} & p_1 - \bar{p} \\ p_2 - \bar{p} & p_2 - \bar{p} \\ \vdots & \vdots \\ p_k - \bar{p} & p_k - \bar{p} \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} p_1 - \bar{p} \\ p_2 - \bar{p} \\ \vdots \\ p_k - \bar{p} \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$C \times v_j = \lambda_j \times v_j, j = \{0, 1, 2\} \quad (2)$$

式中, \bar{p} 是重心, 即点 p 与其 k 邻域的重心; p_i 是 p 的 k 邻域中第 i 个相邻点。 C 的最小特征值的特征向量可被当作是 p_i 的法向量, 这就是所谓的 PCA 算法。协方差矩阵 C 定义了局部曲面的几何信息, 为一个对称的半正定矩阵。 C 可以分解

为 3 个特征向量 v_2, v_1, v_0 , 它们对应的特征值分别是 λ_2, λ_1 和 λ_0 , 且 $\lambda_0 \leq \lambda_1 \leq \lambda_2$ 。最小特征值对应的特征向量记为 n , 也就是点云拟合出的平面法向量, 即为 $n = v_0$ 。PCA 算法确定的法向量方向是不定的, 但本文只需剔除垂直方向之外的点, 因此不再计算方向。

为了验证 PCA 算法对杂点的滤除作用, 本文选取室内导航元素提取中 3 个比较有代表性的点云数据集。Dataset1 是后续提取中需要的一个墙面, Dataset2 是一组邻接的房间, Dataset3 是建筑二楼的全部点云数据, 其法线滤波前后的点云对比分别如图 4~6 所示。

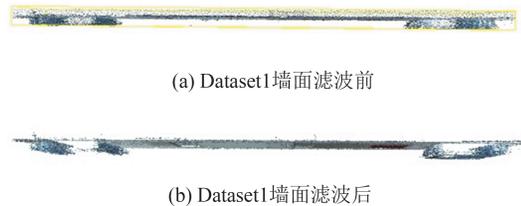


图4 Dataset1 墙面滤波前和滤波后的点云
Fig.4 Point Clouds of Dataset1's Wall Surface Before and After Filtering



图5 Dataset2 房间滤波前和滤波后的点云
Fig.5 Point Clouds of Dataset2's Rooms Before and After Filtering

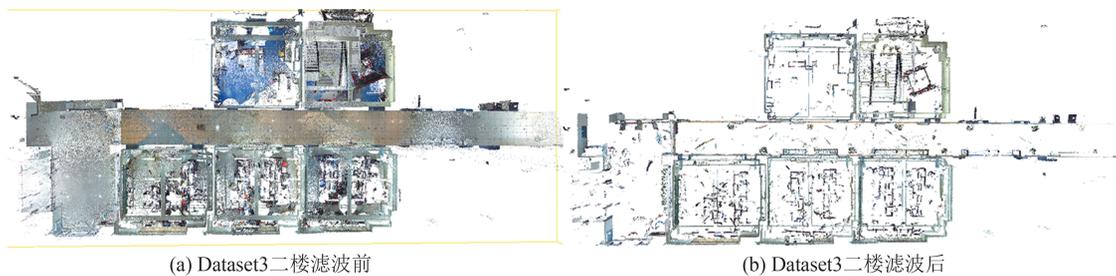


图6 Dataset3 二楼滤波前和滤波后的点云
Fig.6 Point Clouds of Dataset3's Floor2 Before and After Filtering

3 个数据集在进行基于 PCA 算法的法线滤波前后的点云数量变化如表 1 所示。其中, 精简比例 = [(精简前的点云数量 - 精简后的点云数量) / 精简前的点云数量] × 100%。根据表 1 可知, 基于 PCA 算法的法线滤波可以有效滤除非垂直方向的点, 这些点在房间提取中被称作杂点。特别是当点云数据囊括了复杂真实场景且数据量很大时, 法线滤波可以大幅度去除杂点, 有效

精简数据量, 提高后续提取效率。

表 1 法线滤波效果
Tab.1 Effect of Normal Filtering

数据集	精简前的点云数量	精简后的点云数量	精简比例/%
Dataset1	46 110	40 209	12.798
Dataset2	317 827	202 252	36.364
Dataset3	1 467 040	715 856	51.204

2.1.2 区域生长获取墙面

在单层楼中提取墙面的几何信息,本质上是对其对应的灰度图或者二值图上各个线段的提取。常见的方法有霍夫变换^[17]和直线段检测(line segment detection, LSD)算法^[18]等。霍夫变换是特征检测中常用的方法,它主要对间断点边界形状进行检测,通过把图像坐标空间转换到参数空间中,实现对各种线边界的拟合,优点是不仅能检测直线,还能检测曲线。LSD算法需要对图像中所有点的梯度大小和方向进行计算,如两相邻点梯度方向变化小,则将其作为连通域,根据约束和规则对所有的域进行筛选,从而获得最终的直线检测结果。LSD算法的优点是速度快,准确性较高。但上述两种方法在墙面提取时,提取出来的墙段是散乱的,难以标注语义。

针对房间提取及语义标注,本文提出先在二值图像上进行区域生长,以获得各个墙面所在线段的端点,然后筛选一间房间内部边线上拐点,即墙面角点。该方法利用了墙面之间的点云间隙,可以对任何非弧线的房间边线进行提取。为了避免将两个墙面混淆,定义的格网尺寸需小于墙体厚度的1/2。

区域生长算法的本质是将特征相似的像素点聚集到一起^[19]。在区域内,要先指定一个种子点作为区域生长算法的起点,通过一定的约束条件聚集特征相似的点。本文需要对区域中的墙面进行提取,而墙面是空间中点垂直聚集的区域,因此采用格网化方法按照点云密度进行插值生成灰度图,利用阈值进行二值化得到二值图。二值图是单层内点云密度的简化信息,墙面所在格网应是值为1的点。因此对于墙面提取时,区域生长的规则是对种子点邻域中值为1的点进行聚集并继续生长,直到某点邻域中没有值为1的像素,则停止生长,且认为二值图上的线段达到了端点,该点是房间角点的备选点。具体步骤如下:

1) 首先选取值为1的任意一点作为种子点,记为 P_1 ,对其八邻域进行搜索,若邻域内没有值为1的点,若其周围只有一个值为1的点,则将该点记为 P_2 ,且记 P_1 为端点 N_1 ,如图7(a)所示。然后对 P_2 的其他邻域进行搜索,若不存在某一点能与 P_1 、 P_2 共线,则记 P_2 为端点 N_2 ,如图7(b)所示;若存在某一点使这3点共线,则该点记为 P_3 , P_2 点标记为中间点,如图7(c)所示。最后继续对 P_3 进行邻域搜索,以此类推,直到 P_n 的邻域中没有任

何一个点能与 P_{n-1} 、 P_n 共线,则记 P_n 为端点, P_1 与 P_n 连成的直线段构成一段墙面。

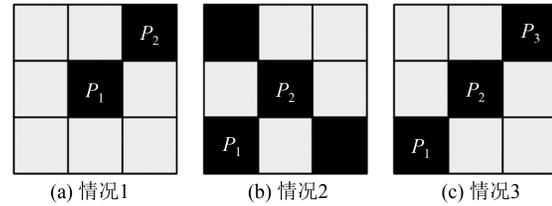


图7 种子点为端点的情况一

Fig.7 Situation One of Seed Point Being End Point

2) 若 P_1 点周围有两个及以上的点,则寻找是否有能与 P_1 形成共线的两点。如果没有,则记 P_1 为端点,且分别向各点延伸,重复步骤1),直到达到另一个端点,如图8(a)所示。如果有一对点与 P_1 形成共线,如图8(b)所示,则记 P_1 点为中间点,且由 P_1 分别向该两点延伸,重复判断共线步骤,直到达到端点。如果有超过一对点与 P_1 形成共线,如图8(c)所示,则对每一对点重复步骤2),直至找到端点。

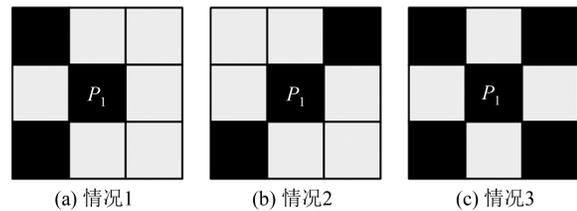


图8 种子点为端点的情况二

Fig.8 Situation Two of Seed Point Being Intermediate Point

3) 完成一次搜索后,进行下一个种子点的选取。需注意的是,步骤1)、2)的种子点和标记的中间点不可再作为种子点。重复上述步骤,直到完成对所有值为1的点的判断。

4) 角点判断。由于点云扫描过程中障碍物的遮蔽或者杂乱障碍物的影响,实际生活中完整的墙面可能会在二值图中断开。因此,墙面上会生成断点,同时杂点也会造成线段的端点,而只有房间墙面的角点才是对房间几何信息有用的,因此需要判断端点是否为角点。因墙面之外的间隙区域不会被扫描到,所有墙面背处是空白。因此,定义有且仅有一组互相垂直的线段相交于某端点,则该点是房间墙面的角点。

传统方法中,如图9所示,红框中的角点往往会在墙段提取中被忽略,而生成一个矩形模型代表房间。本文通过室内墙面点云提取得到的房间区域比利用墙段分隔得到的房间精细化程度更高,保留了更多的细节。

5) 语义标注。如图10所示,选取步骤4)筛选

出的角点 N_1 , 沿着该角点的一个方向进行搜索, 直到遇到另一个角点记为 N_2 . 记录两个角点之间的墙面为 $Wallsurf_1$. 接着, 向该角点所在的与 N_1 方向相异的墙面方向搜索, 依次类推, 直到回到 N_1 点, 至此形成一个闭合的房间。过程中记录的角点和墙面都属于这个房间。

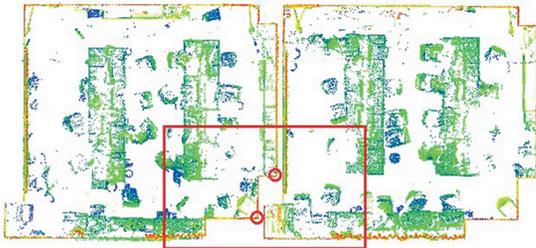


图 9 房间角点细节

Fig.9 Details of Room Corners

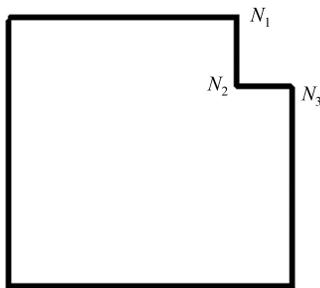


图 10 房间语义标注

Fig.10 Semantic Label of Room

本文用包含 4 个房间的典型点云数据集对基于区域生长算法的角点提取方法进行验证。这 4 个房间中的边缘细节各不相同, 代表性较强。如图 11 所示, 以 XOY 平面为参考面进行降维投影, 实验中规定格网尺寸必须小于对应墙面间隙宽度的 $1/2$, 防止两个墙面落入同一个或相邻的两列格网中, 从而失去墙面间缝隙的几何特征, 造成后续提取困难。二值化后的图如图 12 所示。由图 12 中可以看出, 二值化图对于室内墙面的细节有较好的保留, 墙的角点和墙面之间的间隙细节均损失较小。数据集中 4 个房间真实的角点个数 N 与提取出的角点个数 n 的比较如表 2 所示。其中, 提取正确率 C_r 定义为:

$$C_r = (1 - \frac{N - n}{N}) \times 100\% \quad (3)$$

基于区域生长算法得到墙面角点, 从而得到室内的三维空间表达, 比单独用墙段表达房间更加精细化, 也更加接近真实世界。对于形状为弧形或者墙角不为直角的墙面, 则需要更改区域生长的条件, 在后续的研究中将会进行探讨。

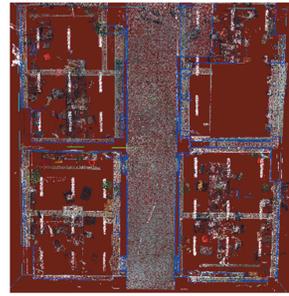


图 11 数据集的点云

Fig.11 Point Clouds of Dataset



图 12 数据集的二值化图

Fig.12 Binary Map of Dataset

表 2 角点提取正确率

Tab.2 Correctness of Corner Extraction

房间	角点真实个数 N	提取的角点个数 n	正确率 $C_r/\%$
Room1	8	7	87.5
Room2	6	7	85.7
Room3	6	6	100.0
Room4	8	6	75.0

2.2 门窗提取

门窗提取对于拓扑关系的定义至关重要, 它们的存在与否决定了共享该空间分隔的两个子空间是否存在连通关系。门窗在点云中最显著的特征是会造成一面墙的点云在其所在的位置形成较低密度的点云, 甚至是孔洞, 很多学者也利用这个特征对门窗进行了提取。Díaz-Vilarino 等^[12]还对提取到的低密度点云区域利用 Canny 算子进行边缘提取, 并根据其形态特征进行判断。然而这个特征很容易被遮挡墙面的障碍物所影响, 特别是橱柜等几何形态与门窗类似的障碍物, 如图 13 所示。对此处进行三维扫描时, 橱柜的遮挡会造成墙面上点云密度值明显低于其他位置, 而其形状、高度、宽度均与门窗相似, 因此很难通过统计方法或者几何方法对其进行区分。



图13 障碍物对门窗提取的影响

Fig.13 Effect of Obstacles on Door and Window Extraction

本文引入细化空间分隔思想后,不再将墙看作一个整体,而是通过对两个墙面分别进行§2.1的步骤,对存在门窗的区域,在一面墙的两个墙面对应位置均应形成低密度区域,而靠近墙的障碍物则不会。

2.2.1 基于位置关系的墙面匹配

为了将同属一面墙的两个墙面对应起来,以便获得相应的备选区域,选定一墙面,排除与其同属于一房间的墙面后,任选一墙面,判断两个墙面所在的线段之间的相互关系。记其中一个墙面对应的端点坐标为 $N_1(x_1, y_1)$ 、 $N_2(x_2, y_2)$,另一个墙面对应点的坐标为 $N_3(x_3, y_3)$ 、 $N_4(x_4, y_4)$ 。当两个墙面在格网化后的二维坐标系中均不是水平直线时,即 $x_1 \neq x_2$ 且 $x_3 \neq x_4$ 时,令 $k_1 = \frac{y_2 - y_1}{x_2 - x_1}$, $k_2 = \frac{y_4 - y_3}{x_4 - x_3}$,则两个墙面之间的夹角 θ 为:

$$\theta = \arctan \left| \frac{k_2 - k_1}{1 + k_1 k_2} \right| \quad (4)$$

当 $x_1 = x_2$ 且 $x_3 = x_4$ 时,直线斜率无法表达,此时直接判定两墙面平行。若有一面墙两个端点的 x 值相等,另一墙面的斜率在规定阈值范围内时,则可认为是平行。选取任意端点,计算其与另一墙面间的距离。如选取 N_1 点,计算其与 N_3 、 N_4 之间的距离 d ,即:

$$d = \frac{|Ax_1 + By_1 + C|}{\sqrt{A^2 + B^2}} \quad (5)$$

其中, $A = y_1 - y_2$, $B = x_2 - x_1$, $C = x_1 y_2 - x_2 y_1$ 。

若墙面厚度为 ϵ ,以此作为两墙面距离阈值的参考,本文选择 ϵ 的 1.5 倍,若 $d < 1.5\epsilon$,则认为上述两个墙面是平行且距离足够近的,这两个墙面即可以匹配成为一个墙段。

2.2.2 备选区域

对匹配得到的每组墙面均进行格网化,但格网化的参考面需要改为垂直面。对于点云密度低于设定阈值的格网,寻找其匹配墙面上对应点位的格网,若其同样符合阈值,则将该点位的格网记为门窗备选区域。

2.2.3 约束条件筛选

室内导航网络提取过程中,门窗提取的目的是定义共享一面墙的两个空间是否可以通过一定的开放区域达到能够让导航主体通过的条件,从而定义这两个空间是否具有连通性。因此提取出的开放区域必须达到一定面积^[20],且形态特征上可以允许导航主体通过,而不同导航主体所设置的筛选条件是不同的。

当导航主体是无人机时,其体积通常较小,而且无人机的运动特性不同于行人,它可以穿过位于较高位置的开放区域;当导航主体是应用于智能仓储、智能物流中的叉车时,不仅要考虑其通过体积,还要考虑当前出口是否有为叉车平稳通过该处的条件。

如果导航主体是行人,则通常做法是以人体正射影像所占面积的经验值为基础,向外以一定宽度生成面域缓冲区,获得行人所能通过的开放区域的面积约束。然而面积约束并不能排除全部异常区域,对于过于狭窄或者过于低矮的条形区域,有可能面积达到一定值,但并不适合人类行走。为了使提取出的开放区域更加符合人的真实感受和行走习惯,本文设定矩形区域的经验宽度值和经验高度值,以保证提取出来的开放区域可供人类穿过,如图 14 所示。

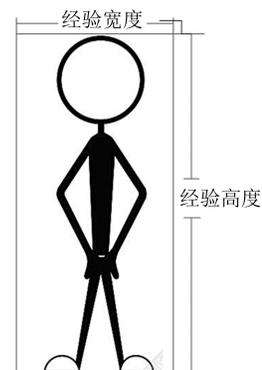


图14 行人主体开放区域筛选约束

Fig.14 Screening Constraint of Opening Area for Pedestrian

本实验中涉及到的门窗几何信息如图 15 所示,门高 2.00 m,门宽 0.90 m,窗 1 高、宽分别为 0.45 m、0.80 m,窗 2 高、宽分别为 1.00 m、0.15 m。

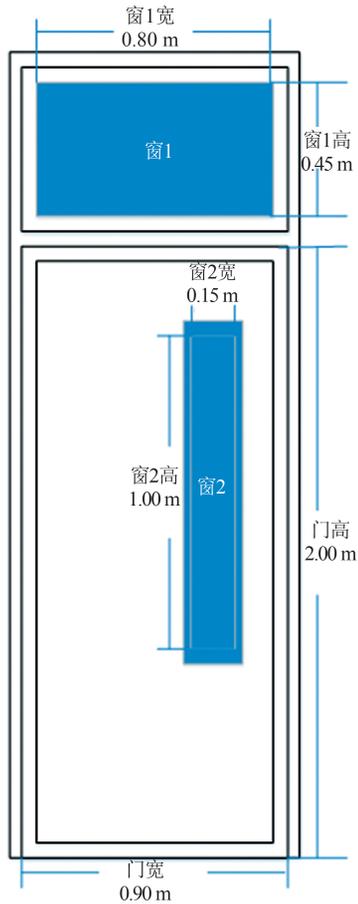


图 15 门窗几何信息

Fig.15 Information of Door and Windows

对一组对应的墙面进行格网化,将整个墙面按照 $n \times n$ 进行格网划分,统计落入每个格网的点云数量。生成密度插值的二维图像,如图 16 所示。

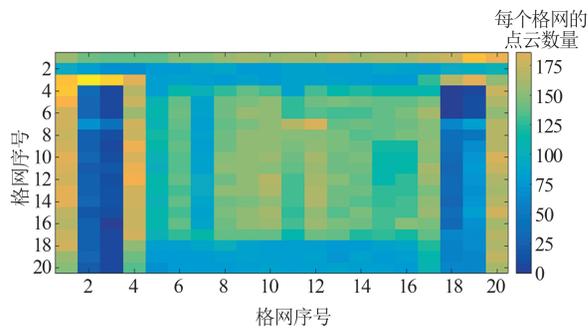


图 16 格网化后密度图

Fig.16 Density Graph After Gridding

设定阈值并进行二值化。本实验在 $n=20$ 时,将点云数量小于等于 5 的格网利用空间插值赋值为 1,显示为黑色,其余部分赋值为 0,显示为白色。两个墙面生成的二值图如图 17 所示。比较两个墙面上对应格网点的值,若均为 1,则该格网被筛选为备选区域。比对后,聚集区域显示如图 18 所示。

对聚集格网计算格网面积,本文基于行人导航主体考虑,设置约束条件为:面积阈值经验值

为 1.8 m^2 ,最小宽度经验值为 0.4 m ,最小高度经验值为 1.5 m 。当导航主体是行人时,只有同时满足这 3 个条件才可以认为此处存在可供通过的开放区域,且认为该处是有门存在的。

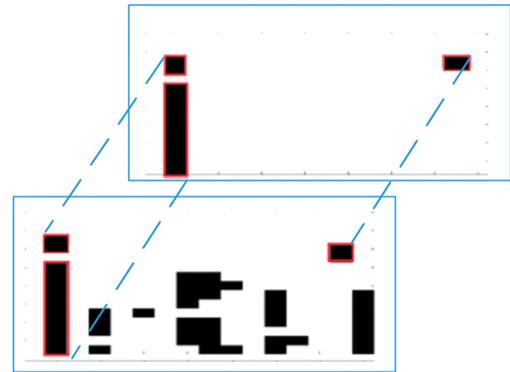


图 17 两个墙面的二值图比对

Fig.17 Comparison of Binary Maps of Two Wall Surfaces

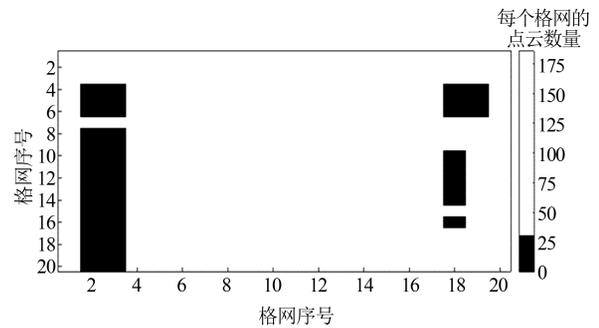


图 18 聚集区域显示

Fig.18 Aggregate Area Display

对门窗提取方法精度的验证,利用实验数据门窗中 3 种不同的开放区域的高和宽与真实数据进行对比,记门窗尺寸数据误差值=计算值-测量值。当提取出的区域因格网原因并不为规则形状时,分别选取长度和宽度的平均值代表其长度和宽度。在一定量数据的情况下,一组数据的平均误差比较能反映真实值,选择中误差作为本次实验的精度评价标准。当 $n=20$ 时,格网尺寸为 $0.1 \text{ m} \times 0.045 \text{ m}$,门窗提取精度如表 3 所示。

表 3 $n=20$ 时门窗提取精度/m

Tab.3 Precision of Door and Window Extraction When $n=20/m$

指标	门		窗 1		窗 2	
	高	宽	高	宽	高	宽
测量值	1.95	0.77	0.45	0.77	1.25	0.15
误差值	0.05	0.13	0	0.03	-0.25	0
中误差	0.107					

为了验证门窗提取方法中格网尺寸的大小对精度的影响,本文针对不同的 n 值,分别重复实验步骤。当 $n=22$ 时,中误差为 0.031 m ;当 $n=24$

时,中误差为0.134 m。

经过实验验证并结合实际情况,门窗提取精度随着格网密度的增加呈现出近似正态分布的趋势。在 n 值较小、格网尺寸较大的情况下,则门窗边缘与格网的相对位置关系对于该格网内的点云密度是否符合阈值有较大影响,提取的边缘误差随之变化较大。因此,在一定范围内逐渐缩小格网尺寸,门窗提取精度逐渐提高。但超出合理范围之后,随着格网密度的增加,落入每一个格网的点云数量相对稀少,各个格网插值后的灰度值大小相近,难以用阈值将备选区域区分出来,精度反而会降低,甚至无法有效进行门窗提取。

3 结 语

由于三维激光扫描仪只记录物体表面坐标,被扫描的物体都可以表述为涵盖自身背部空白的一组点集,因此本文提出一种细化空间分隔的思想,即将墙视为由两个墙面及中间不被扫描的墙体组成。在点云中,一面墙表现为两组平行且相近的平面点云集和一处间隙。利用该空间分隔思想进行房间提取时,将墙面厚度纳入考虑的因素,根据内部墙面确定一个房间,运用区域生长算法获取墙面上的角点,进而获得房间内部的精细边缘。以一面墙的两个墙面对应的格网点云密度比对来提取门窗。该方法解决了墙面障碍物对门窗提取的干扰,对于拓扑关系的正确构建有重要意义。但该方法依旧存在不足之处,当扫描物体表面时,未能保持敞开状态的门则无法被检测出来,这是下一步研究中需要解决的问题。

参 考 文 献

- [1] Zhu Qing, Hu Mingyuan, Xu Weiping, et al. 3D Building Information Model for Facilitating Dynamic Analysis of Indoor Fire Emergency[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2014, 39(7):762-766(朱庆,胡明远,许伟平,等.面向火灾动态疏散的三维建筑信息模型[J].武汉大学学报·信息科学版,2014,39(7):762-766)
- [2] Han Lina, Li Yuanting. 3D Reconstruction by Combining Terrestrial Laser Scanner Data and Photogrammetric Images [J]. *Journal of Geomatics*, 2015, 40(3):10-12(韩丽娜,李缘廷.融合地面激光扫描和摄影测量技术的三维重建[J].测绘地理信息,2015,40(3):10-12)
- [3] Zhang Chunsen, Zhang Menghui, Guo Bingxuan, et al. Adaptive Fast Mesh Refinement of 3D Reconstruction Based on Image Information[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2020, 45(3): 411-418(张春森,张梦辉,郭丙轩,等.影像三维重建的网格自适应快速优化[J].武汉大学学报·信息科学版,2020,45(3):411-418)
- [4] Wei Shuangfeng, Liu Minglei, Zhao Jianghong, et al. A Survey of Methods for Detecting Indoor Navigation Elements from Point Clouds [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2018, 43(12): 2 003-2 011(危双丰,刘明蕾,赵江洪,等.利用点云检测室内导航元素的方法综述[J].武汉大学学报·信息科学版,2018,43(12):2 003-2 011)
- [5] Fichtner F W, Diakit  A A, Zlatanova S, et al. Semantic Enrichment of Octree Structured Point Clouds for Multi-story 3D Pathfinding[J]. *Transactions in GIS*, 2018, 22: 233-248
- [6] Thomson C, Boehm J. Automatic Geometry Generation from Point Clouds for BIMs[J]. *Remote Sensing*, 2015, 7(9):11 753-11 775
- [7] Zhang J, Duan M, Yan Q, et al. Automatic Vehicle Extraction from Airborne LiDAR Data Using an Object-Based Point Cloud Analysis Method [J]. *Remote Sensing*, 2014, 6(9):8 405-8 423
- [8] Anagnostopoulos I, P atr ucean V, Brilakis I, et al. Detection of Walls, Floors, and Ceilings in Point Cloud Data [J]. *Construction Research Congress*, 2016, DOI: 10.1061/9780784479827.229
- [9] Ochmann S, Vock R, Wessel R, et al. Automatic Generation of Structural Building Descriptions from 3D Point Cloud Scans[C]. 2014 International Conference on Computer Graphics Theory and Applications (GRAPP), Lisbon, Portugal, 2014
- [10] Schnabel R, Wahl R, Klein R. Efficient RANSAC for Point - Cloud Shape Detection [J]. *Computer Graphics Forum*, 2007, 26(2):214-226
- [11] D az-Vilarino L, Khoshelham K, Mart nez-S nchez J, et al. 3D Modeling of Building Indoor Spaces and Closed Doors from Imagery and Point Clouds [J]. *Sensors*, 2015, 15(2):3 491-3 512
- [12] D az-Vilarino L, Boguslawski P, Khoshelham K, et al. Indoor Navigation from Point Clouds: 3D Modeling and Obstacle Detection [J]. *ISPRS—International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2016, XLI-B4:275-281
- [13] Armeni I, Sener O, Zamir A R, et al. 3D Semantic Parsing of Large-Scale Indoor Spaces [C]. 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Las Vegas, NV, USA, 2016
- [14] Armeni I, Sener O, Zamir A R, et al. 3D Semantic

- Parsing of Large-Scale Indoor Spaces Supplementary Material[EB/OL]. http://cvgl.stanford.edu/papers/iro_cvpr16_supp.pdf, 2018
- [15] Oesau S, Lafarge F, Alliez P. Indoor Scene Reconstruction Using Feature Sensitive Primitive Extraction and Graph-cut [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 2014, 90:68-82
- [16] Sanchez V, Zakhor A. Planar 3D Modeling of Building Interiors from Point Cloud Data [C]. IEEE International Conference on Image Processing, Orlando, FL, USA, 2012
- [17] Gurram P, Hu S, Chan A. Uniform Grid Upsampling of 3D LiDAR Point Cloud Data[J]. *Proceedings of SPIE—The International Society for Optical Engineering*, 2013, DOI: 10.1117/12.2004200
- [18] Grompone V G R, Jakubowicz J, Morel J M, et al. LSD: A Fast Line Segment Detector with a False Detection Control [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2010, 32(4): 722-732
- [19] Angelina S, Suresh L P, Veni S H K. Image Segmentation Based on Genetic Algorithm for Region Growth and Region Merging [C]. International Conference on Computing, Electronics and Electrical Technologies (ICCEET), Kumaracoil, India, 2012
- [20] You Tian, Wang Guangxia, Lü Xiaohua, et al. Traversable Region Model and Its Automatic Extraction Algorithm for Indoor Navigation [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2019, 44(2): 177-184(游天, 王光霞, 吕晓华, 等. 一种面向室内导航的通行区域模型及其自动提取算法 [J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2019, 44(2): 177-184)

Indoor Navigation Elements Extraction of Room Fineness Using Refining Space Separator Method

LIU Minglei¹ WEI Shuangfeng^{1,2,3,4} HUANG Shuai¹ TANG Nian¹

¹ School of Geomatics and Urban Spatial Information, Beijing University of Civil Engineering and Architecture, Beijing 102616, China

² Engineering Research Center of Representative Building and Architectural Heritage Database, Ministry of Education, Beijing 102616, China

³ Key Laboratory for Urban Spatial Informatics of Ministry of Natural Resources, Beijing 102616, China

⁴ Beijing Key Laboratory for Architectural Heritage Fine Reconstruction & Health Monitoring, Beijing 102616, China

Abstract: In the existing methods of indoor 3D model reconstruction, indoor navigation elements that work as space separators are usually regarded as undividable structure. However, the shape difference between two wall surfaces on one wall will cause details loss in the indoor 3D reconstruction room extraction, as well as difficulties in extracting doors and windows. Aiming to solve this problem, this paper proposes an idea of refining space separator. By refining one wall into two wall surfaces, regional growth algorithm is applied to obtain the corner points of inner wall, so that the refined expression of the interior can be obtained. Point cloud densities of corresponding areas on two wall surfaces are compared to avoid the influence of the obstacles blocking the wall surface on the extraction result of door and window extraction. The results show that the proposed method can effectively extract indoor doors and windows, which provides an important basis for the generation of navigation network.

Key words: point cloud; indoor navigation elements; refined space separator; regional growth algorithm

First author: LIU Minglei, master, specializes in 3D indoor navigation modeling based on point cloud. E-mail: Liuminglei1009@163.com

Corresponding author: WEI Shuangfeng, PhD, associate professor. E-mail: weishuangfeng@bucea.edu.cn

Foundation support: The National Key Research and Development Program of China (2016YFC0702107); the Postgraduate Innovation Research Project of Beijing University of Civil Engineering and Architecture (PG2019058, PG2019061, PG2019065).

引文格式: LIU Minglei, WEI Shuangfeng, HUANG Shuai, et al. Indoor Navigation Elements Extraction of Room Fineness Using Refining Space Separator Method [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2021, 46(2): 221-229. DOI: 10.13203/j.whugis20190223 (刘明蕾, 危双丰, 黄帅, 等. 利用细化空间分隔法的房间细部级室内导航元素提取 [J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2021, 46(2): 221-229. DOI: 10.13203/j.whugis20190223)