

基于轮廓线信息熵的建筑低模重建算法

张子明^{1,2)}, 肖晓¹⁾, 刘雨杭^{1,2)}, 张严辞^{1,2)*}

¹⁾ (四川大学计算机学院 成都 610065)

²⁾ (四川大学视觉合成图形图像技术国家级重点实验室 成都 610064)
(yczhang@scu.edu.cn)

摘要: 通过测绘遥感技术获取的建筑模型通常包含大量冗余信息, 难以直接应用于大规模场景渲染软件. 为了从稠密建筑模型生成低面片数的建筑模型, 使用轮廓线图像的信息熵衡量轮廓线的复杂度与差异度, 提出一种基于信息熵的轮廓线建筑低模重建算法. 首先提出一种定义轮廓线复杂度的衡量指标, 并基于该指标选择出建筑结构突变处的轮廓线; 其次给出衡量轮廓线的差异度的方法, 并有效地挑选出重建所需的轮廓线; 最后对于挑选出的轮廓线, 使用后处理算法剔除受噪声影响大的和冗余的轮廓线. 在赫尔辛基数据集上的实验结果表明, 所提算法得到的建筑低模在保留更多建筑特征的同时, 显著地降低了低模重建所需的轮廓线和模型面片数量.

关键词: 建筑低模重建; 轮廓线; 信息熵

中图分类号: TP391.41 DOI: 10.3724/SP.J.1089.2024-00527

Contour Information Entropy Based Low-Poly Building Model Reconstruction Algorithm

Zhang Ziming^{1,2)}, Xiao Xiao¹⁾, Liu Yuhang^{1,2)}, and Zhang Yanci^{1,2)*}

¹⁾ (College of Computer Science, Sichuan University, Chengdu 610065)

²⁾ (National Key Laboratory of Fundamental Science on Synthetic Vision, Sichuan University, Chengdu 610064)

Abstract: Due to the fact that building models acquired through photogrammetry and remote sensing typically contain a large amount of redundant information, making them difficult to directly apply in large-scale scene rendering software. To reconstruct low-poly building models from dense building models, this paper proposes a contour-based low-poly building model reconstruction algorithm using information entropy. Initially, a metric for evaluating contour complexity is introduced, which is used to select contours at structural changes in the building model. Subsequently, a method for assessing contour discrepancy is presented, enabling the effective selection of necessary contours for reconstruction. Finally, post-processing algorithm is applied to the selected contours to remove those significantly affected by noise and redundancy. Experimental results on the Helsinki dataset demonstrate that the proposed algorithm significantly reduces the number of contours and polygonal faces required for reconstruction while preserving more architectural features in the low-poly building models.

Key words: low-poly building model reconstruction; contour; information entropy

随着测绘遥感领域技术的日益成熟, 人们能够以较低的成本高效地重建出城市级场景的建筑

收稿日期: 2024-08-31; 修回日期: 2025-01-07. 基金项目: 四川省重点研发项目(2023YFG0122). 张子明(1999—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为计算机图形学; 肖晓(1999—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为计算机图形学; 刘雨杭(1999—), 女, 硕士研究生, 主要研究方向为计算机图形学; 张严辞(1975—), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 论文通信作者, 主要研究方向为实时计算机图形绘制算法、大规模动态场景并行绘制、3D 游戏、虚拟现实、基于 GPU 的通用并行计算等.

模型^[1]。这些建筑数据在数字孪生城市^[2]、地图绘制和可视化^[3]、电子游戏和电影^[4]等方面具有重要意义。然而,通过激光雷达(light detection and ranging, LiDAR)数据重建得到的建筑模型往往包含大量冗余信息,导致巨大的存储空间与内存消耗^[5],使得这些模型难以直接应用于实时渲染等应用中^[5-7]。

低面片数的建筑模型(简称建筑低模)在保留建筑形状特征的同时占用较小的存储内存,可以显著提升建筑在应用中的渲染效率^[6,8]。因此,针对高面片数的稠密网格,自动生成对应的低模成为近年来的研究热点。

建筑低模的生成可以通过传统网格简化^[9]实现,但是传统的网格简化难以保留建筑网格角处的建筑特征。为了保留原始建筑模型的关键特征,通常会使用一些方法提取出建筑的结构特征,并在此基础上构建低模。例如,可以采用基元提取算法或者分割算法提取建筑的平面特征,并基于这些特征合成低模^[7,10-16],但这种方法具有较强的先验性。此外,建筑的水平轮廓线携带大量的建筑特征信息,轮廓线之间的连接关系可以直接用于表示建筑的拓扑结构,因此也被用于建筑重建^[17-21]。然而,目前基于轮廓线的建筑重建算法由于缺少一套统一的轮廓线复杂度和差异度衡量标准,难以得到高质量的建筑低模。

本文提出一种基于轮廓线信息熵的建筑低模重建算法,使用建筑的水平轮廓线图像的二维熵作为轮廓线的复杂度衡量标准,可以有效地表达出建筑结构在垂直方向上的变化趋势,从而挑选出具有关键信息的轮廓线;使用水平轮廓线图像的 KL(Kullback-Leibler)散度,衡量初始模型与重建模型在相同高度下轮廓线的差异,并将其作为迭代依据进一步挑选出新的轮廓线;为了进一步简化网格,还采用后处理算法剔除低质量与冗余的轮廓线,能够重建出高质量的建筑低模。

1 相关工作

1.1 基于网格简化的建筑低模生成

网格简化是网格处理中的经典问题,被广泛应用于各个领域,目标是在减少模型网格三角面片数的同时尽量保持模型的外观属性。传统的网格简化技术通常使用一个损失函数衡量操作的代价,并根据代价贪心地选择下一步的操作。简化方法又可以细分为几何元素删除和几何元素折叠等。

Garland 等^[9]提出一种基于二次误差测度(quadric error metric, QEM)的网格简化算法,使用新顶点到其邻接三角形平面的距离作为误差度量,并用该距离确定合并后新顶点的最优位置。QEM 算法基于顶点位置进行简化,但是难以保留网格角处的尖锐特征。

对于建筑模型,Salinas 等^[22]提出结构感知的网格简化(structure-aware mesh decimation, SAMD)算法,先提取出建筑模型的特征平面,再使用该信息引导边折叠,有效地保留了建筑的结构化特征;Xiang 等^[23]使用区域生长算法提取建筑模型的平面基元,并使用平面基元作为引导边折叠的依据,能够较好地保留建筑模型的锐利细节。

1.2 基于重建的建筑低模生成

由于使用 LiDAR 技术扫描得到的建筑模型质量参差不齐,如点云密度不一致、建筑屋顶的细节各异以及因遮挡导致的细节缺失,因此直接使用网格简化的方法可能无法得到较好的效果。与直接简化建筑网格相比,通过重建的方式往往可以得到更好的简化效果。目前,自动建筑重建方法大致分为数据驱动方法和模型驱动方法。

数据驱动方法通过分析输入信息获取建筑结构信息,根据邻接关系或者空间相交信息组合为重建模型。该方法通常使用聚类、区域生长、随机抽样一致性(random sample consensus, RANSAC)和深度网络等方法获取并处理相应的平面信息。数据驱动方法通常是首先获取一系列平面的集合,然后通过处理这些平面得到最终的建筑模型。赵传等^[24]提出一种区域生长和 RANSAC 相结合的方法来分割复杂建筑屋顶,能够有效地处理面积较小的屋顶面。尽管数据驱动方法能够处理结构复杂的建筑模型,但会导致建筑物缺乏相应的语义信息。此外,由于模型点云的冗余信息和密度不统一等原因,从大规模点云中精准地分割出各个平面十分困难,因此数据驱动方法的重建结果质量十分依赖于数据质量。

模型驱动方法采用自顶向下的重建策略,首先建立模板基元库,然后将多个模板基元组合成重建模型。由于建筑屋顶风格多种多样,如何处理屋顶成为建筑重建的难点和核心点,因此该方法需要考虑建筑的主体结构和附属结构。Zhang 等^[25]定义一个包含主要屋顶表面模板和上层结构的模板基元库,首先通过距离损失函数拟合得到屋顶,然后对剩余结构做相同操作,得到次级模板;Song 等^[26]使用变形模板基元进行重建,并且引入圆锥、

圆柱和圆球等基元模板, 支持更多样的建筑类型, 得到了更好的重建效果. 然而, 模型驱动的方法易受先验知识的限制而局限于特定风格的建筑.

建筑轮廓线携带丰富的建筑形状特征信息, 已经被证实可以用作建筑重建^[17-22]. 建筑轮廓线分为水平方向的轮廓线和垂直方向的轮廓线. Kelly 等^[21]使用建筑网格提取垂直方向的轮廓, 再结合街景图和建筑边界提出一种融合算法, 通过自动平衡各个输入的权重, 重建出高质量的建筑模型. 由于闭合的水平轮廓线携带面积信息和完整性等几何特征, 已在建筑重建中广泛应用. 例如, 切割一个单体建筑模型可以得到该模型在同一高度处的点集, 连接相邻高度轮廓线点集的点, 即可完成模型的重建. Li 等^[17]提出一种通过水平建筑轮廓实现自动化重建建筑的算法; Wu 等^[18]提出基于二分图匹配的建筑重建 (bipartite graph matching, BGM) 算法, 通过对建筑等高线的层次分析获取建筑物的形状特征, 使用该算法获取连续等高线之间的对应关系, 从而平滑地连接相邻等高线以生成重建模型; 然而, 该算法用于重建的轮廓线中时存在大量冗余的轮廓线, 并且生成的最终模型的质量很大程度上依赖于轮廓线的质量, 因此最终重建的模型面片数较高. Zhang 等^[19]使用轴对齐的最小包围长方体 (minimum circumscribed cuboids, MCC) 来拟合建筑表面, 并将相同的轮廓线合并, 对于轴对齐的建筑可以得到简洁的建筑低模; 在处理非轴对齐的建筑时会得到质量欠佳的重建结果. 同时, 由于该算法在处理建筑渐变结构时采用均匀选取轮廓线的策略, 此时会产生连续的冗余轮廓线, 最终该渐变结构被重建为阶梯状结构, 因此 MCC 算法在处理渐变结构时会产生大量的冗余轮廓线.

2 本文算法

2.1 问题分析

给定建筑的稠密网格模型, 基于水平轮廓线的建筑重建流程一般分为模型切割、轮廓线处理和模型重建 3 步. 首先通过切割建筑模型得到不同高度的轮廓线, 然后对轮廓线进行化简和筛选, 最后基于处理后的轮廓线生成建筑低模. 给定建筑的稠密网格模型, 基于水平轮廓线的建筑低模重建算法得到的轮廓线, 理想结果应满足公式

$$M_{C_{k-1}} \neq M_{C_k} \vee M_{C_k} \neq M_{C_{k+1}}, 0 < k < n \quad (1)$$

其中, C_k 表示按高度排序的第 k 个轮廓线; M_{C_k} 表示第 k 个轮廓线的复杂度. 基于轮廓线的建筑低模重建算法中, 最终所选轮廓线中, 不能有轮廓线复杂度与其上、下 2 个轮廓线复杂度相同的情况, 如果出现此情况, 则表示中间轮廓线为冗余轮廓线. 现有的水平轮廓线建筑重建方法仍存在一些亟待解决的问题. 例如, BGM 算法用于重建的轮廓线中存在大量冗余的轮廓线, 但该算法未对其做进一步剔除, 不满足式(1), 因此最终重建的模型面片数较高; 渐变的建筑结构应只选取该结构的最高处和最低处轮廓线来重建得到渐变结构, 但 MCC 算法在处理渐变结构时会产生大量的冗余轮廓线, 也不满足式(1).

由于现有的基于轮廓线的建筑重建算法缺少一套明确的轮廓线复杂度和差异度评估标准, 因此难以准确地筛选出低模重建所需要的轮廓线.

2.2 本文算法概述

针对以上问题, 本文提出一种基于水平轮廓线信息熵的建筑低模重建算法. 该算法中, 对于仅包含单个独立结构的建筑模型, 无论该建筑是渐变结构或非渐变结构, 均取其最高处和最低处的轮廓线; 对于包含多种结构的复杂建筑, 选择 2 个相邻建筑结构交界高度处的轮廓线, 该轮廓线可以很好地反映出建筑的特征结构.

为了准确高效地评估轮廓线的复杂度, 本文提出了一种轮廓线复杂度评估方法. 该方法使用建筑水平轮廓图像的二维熵作为轮廓线复杂程度的判断指标. 同时, 为了保证建筑重建结果的准确性, 本文提出了一种轮廓线差异度评估方法. 该方法以建筑水平轮廓图像的 KL 散度作为轮廓线差异度的评判指标. 使用该复杂度和差异度评估指标, 可以有效地提取出重建低模所需的建筑轮廓线.

基于轮廓线的形状复杂度和差异度, 本文设计了一种轮廓筛选方法. 该方法通过轮廓线的形状复杂度挑选出包含关键结构信息的轮廓线, 并在此基础上使用轮廓线的差异度进一步挑选轮廓线, 从而引导重建模型逐步逼近原始模型.

尽管基于轮廓线复杂度和差异度评估指标挑选出的轮廓线已经减少了大量冗余的轮廓线, 最终仍可能会有质量不佳的轮廓线. 针对这种情况, 本文设计了一种轮廓线后处理筛选方法, 以进一步提升建筑低模的质量, 最终得到高质量的建筑低模.

2.3 轮廓线复杂度评估标准

当前, 尚未有一个合适的数学理论框架能够

准确地评估建筑轮廓线的复杂度,且人眼判断复杂度较为主观,难以准确地判断轮廓图的复杂程度.信息熵能够度量任何可量化标准的概率分布,其物理意义是衡量一个体系的混乱程度.信息熵考虑一个随机变量的所有可能性的取值,即所有可能发生的事件所带来的信息量的期望,因此,对于任何系统,系统越混乱,其熵值越大.

图像中的二维熵指图像中像素值分布的信息熵.因此,本文算法使用水平轮廓线图像的二维熵,从概率的角度对轮廓线形状复杂度进行数学刻画,二维熵数值越大代表轮廓线形状复杂度越高,数值越小代表轮廓线形状的复杂度越低.

轮廓线本质上是由三维空间顶点组成的结构体,并且轮廓线图像本质上就是轮廓顶点信息的一种表达.对于建筑轮廓线,二维熵具有较好的稳定性,可以很好地反映出建筑轮廓线的形状结构变化.本文算法将简化后的建筑轮廓线保存为图像形式并计算轮廓图像的二维熵,建筑轮廓图像的二维熵公式为

$$\begin{cases} P_{(i,j)} = C_{(i,j)} / W \cdot H \\ E = -\sum_{i=0}^{255} P_{(i,j)} \lg P_{(i,j)} \end{cases}$$

其中, W 和 H 分别表示图像的宽高; i 表示图像某个矩形区间内中心的灰度值, j 表示该区间内除中心像素外的灰度均值; $C_{(i,j)}$ 表示 (i,j) 这个二元组在整个图像中出现的次数.对图像的 $C_{(i,j)}$ 进行直方图统计,求出各二元组的概率 $P_{(i,j)}$ 得到轮廓线的二维熵 E , 即该轮廓线的复杂度.

2.4 轮廓线差异度评估标准

基于对轮廓线形状复杂度的衡量指标,在数学概率定义上对轮廓线复杂度进行区分,并能够通过轮廓线复杂度挑选出一系列用于重建的轮廓线.然而,对于带有渐变结构(如斜面)的建筑,在斜面的高度区间内熵值通常呈现递增或递减的状态,仅依靠轮廓线复杂度难以直接筛选出用于重建的轮廓线.针对这种情况,引入 KL 散度定义轮廓线的差异度. KL 散度又称相对熵,用于衡量 2 个概率分布间的差异. 2 个概率分布差异越小, KL 散度差异越小;反之, KL 散度差异越大;当 2 个分布一致时,其 KL 散度为 0. KL 散度的计算公式为

$$K(P|Q) = -E(P) + E(P, Q) = \sum_{i=0}^{255} P_{(i,j)} \lg P_{(i,j)} - \sum_{i=0}^{255} P_{(i,j)} \lg Q_{(i,j)}$$

KL 散度的值越小,表示 2 个建筑轮廓差异度越小.该差异度指标可以在使用轮廓复杂度初步挑选轮廓线的基础上,引导迭代进一步挑选轮廓线,使得本文算法可以更好地处理斜面建筑,提高建筑低模的质量.

2.5 基于轮廓线复杂度和差异度的筛选方法

基于第 2.2 节和第 2.3 节定义的轮廓线复杂度与差异度,提出一套轮廓线筛选方法.通过轮廓复杂度筛选出具有鲜明特征的初始建筑轮廓线,公式为

$$\frac{\|E_{i+1} - E_i\|}{h_{i+1} - h_i} > c(\max(E) - \min(E)) \quad (2)$$

其中, i 表示按轮廓线高度排序的下标; h 表示轮廓线的高度; c 表示常数系数,其值一般按照经验选取,该值越大,则筛选轮廓线的抗噪声能力越强.使用轮廓复杂度的为了筛选出建筑结构突变的高度,即熵值发生突变的高度,此时需要使用参数 c .本文在实验中发现,参数 c 为 0.1~0.3 时能得到较好的效果,若其数值过小,受噪声影响则会选择出过多的轮廓线;若其数值过大,则会忽略掉一些轮廓复杂度相近但仍有差异的轮廓线.由于需要存储每个轮廓线并且计算其熵值,因此该步骤的时间复杂度为 $O(n)$, 空间复杂度为 $O(n)$, 其中, n 表示轮廓线数量.

LiDAR 技术采集到的建筑数据往往带有大量噪声.对于给定高度 h ,若该高度处上下的建筑结构发生突变,即该高度处于 2 个不同建筑结构的交界处,此时在高度 h 上下的轮廓线会携带有大量的噪声,如图 1 所示.如果直接使用结构突变处的轮廓线会严重影响重建模型的质量,所以本文算法中同时选择 $h \pm \mu$ 高度处的轮廓,在确保不会选到受噪声影响较大的轮廓线同时保证筛选结果符合式(1).

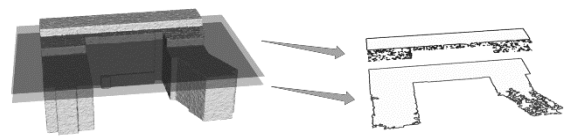


图 1 建筑结构突变处的轮廓线

对于不含渐变结构的建筑,使用式(2)可以大致选取出重建所需的轮廓线.然而,因为在渐变结构高度区间轮廓线复杂度往往呈现递增或递减的趋势,使用该公式很难处理含有渐变结构的建筑,所以本文引入轮廓线差异度的方法处理此种情况,使用 KL 散度作为轮廓线差异度的衡量指标.在噪

声较大的情况下, 因为轮廓线的 KL 散度值会出现波动, 所以同时引入倒角距离确保选择出正确的轮廓线. 倒角公式为

$$D(C, C') = \sum_{p \in C} \max_{p' \in C'} \|p - p'\| + \sum_{p' \in C'} \min_{p \in C} \|p' - p\|.$$

其中, 在同一高度下, C 表示初始模型的轮廓线, C' 表示新模型的轮廓线, p 表示组成 C 的顶点, p' 表示组成 C' 的顶点, $\|p - p'\|$ 表示 C 的任一顶点到 C' 的欧几里得距离.

轮廓线差异度的本质是衡量 2 个轮廓线的差异, 该差异为相同高度下相对差异, 目的是选择出轮廓线差异较大的高度. 为了更好地逼近渐变结构, 通过迭代的方式从高度上逐步二分整个建筑, 在每个子区间选择差异度 $K(C, C')$ 最大的高度; 对于选择出的高度, 再使用倒角距离 $D(C, C')$ 验证轮廓线在几何上的差异度. 由于需要逐步对比相同高度处的轮廓差异度, 因此该步骤的时间复杂度为 $O(n \cdot m)$, 其中, n 表示轮廓线数量, m 表示迭代次数. 若两者轮廓线差异较大, 则加入到重建轮廓线中; 由于噪声的原因, 可能导致在筛选轮廓线时会引入冗余的轮廓线, 因此最后仍需对轮廓进行后处理以剔除冗余轮廓线, 确保得到高质量的建筑低模.

本文使用轮廓线的复杂度和差异度筛选用于重建的轮廓线. 首先使用式(2)提取初始轮廓线, 对于连续的轮廓线复杂度相同的建筑结构, 取其复杂度相同的高度上下界处轮廓线; 然后使用挑选出的轮廓线重建得到初始重建模型; 得到初始重建模型后, 使用轮廓线差异度选择当前新旧模型差异较大的轮廓线. 为了保证斜面的连续性, 取其周围的若干轮廓线加入到重建轮廓线中. 即使使用式(2)提取初始轮廓线后, 使用本文定义的差异度指标作为迭代筛选轮廓线的依据, 最终迭代生成高质量的建筑低模.

2.6 轮廓线后处理算法

本文算法中, 若通过轮廓复杂度筛选出的初始轮廓线高度为 h , 则选择 $h \pm \mu$ 高度的轮廓线加入到重建所需的建筑轮廓, 然而仍有可能选择到质量较差的轮廓线. 由于噪声的影响, 本文算法可能会产生冗余的轮廓线, 因此引入后处理算法剔除受噪声影响大和冗余的轮廓. 参照式(1), 本文提出符合其规律的轮廓线后处理算法. 对于一个轮廓线 $\{C_k | 1 \leq k \leq n\}$, 其中, n 表示筛选出的轮

廓线总数. 使用复杂度筛选初始轮廓线后, 判断 C_k 与 C_{k-1} 是否相似、 C_k 与 C_{k+1} 是否相似, 若均不相似, 则 C_k 为受噪声影响较大的轮廓, 标记 C_k 并使用其高度上下的轮廓线替代. 该操作的目的是去除受噪声影响较大的轮廓线, 反复执行该操作, 直至没有轮廓线需要替换.

对于冗余的轮廓线, 因为其轮廓线相似, 所以在挑选完所有轮廓线后仍需进行相同的操作进行判断, 此时需要判断 2 对相邻轮廓线的相似性. 若相似, 则标记为 C_k , 并且移除该轮廓, 该后处理仍会反复执行, 直至没有轮廓被标记. 使用该后处理方法可以有效地移除受噪声影响较大和冗余的轮廓.

2.7 算法流程

本文算法流程图如图 2 所示, 步骤如下:

输入. 建筑稠密网格模型 M_{input} .

输出. 建筑低模 M_{output} .

- Step1. 切割 M_{input} , 得到初始建筑轮廓线集合 C_{input} .
- Step2. 计算轮廓线图像复杂度 E_{input} .
- Step3. 根据 E_{input} 挑选初始轮廓线, 加入到低模轮廓线集合 C_{output} .
- Step4. 轮廓线后处理, 剔除 C_{output} 中低质量轮廓线.
- Step5. 使用 C_{output} 重建出 M_{iter} .
- Step6. 计算 M_{iter} 与 M_{input} 的外形差异度, 满足条件时, 转 Step7:
 - Step6.1. 切割 M_{iter} 得到重建建筑轮廓线 C_{iter} ;
 - Step6.2. 计算相同高度的初始建筑轮廓线和重建轮廓线的差异度, 得到 L_{iter} ;
 - Step6.3. 根据 L_{iter} 挑选轮廓线加入 C_{output} ;
 - Step6.4. 轮廓线后处理, 剔除 C_{output} 中低质量轮廓线;
 - Step6.5. 使用 C_{output} 重建出 M_{iter} ;
 - Step6.6. 未达到结束迭代条件时, 转 Step6.
- Step7. 输出 M_{iter} 为 M_{output} .

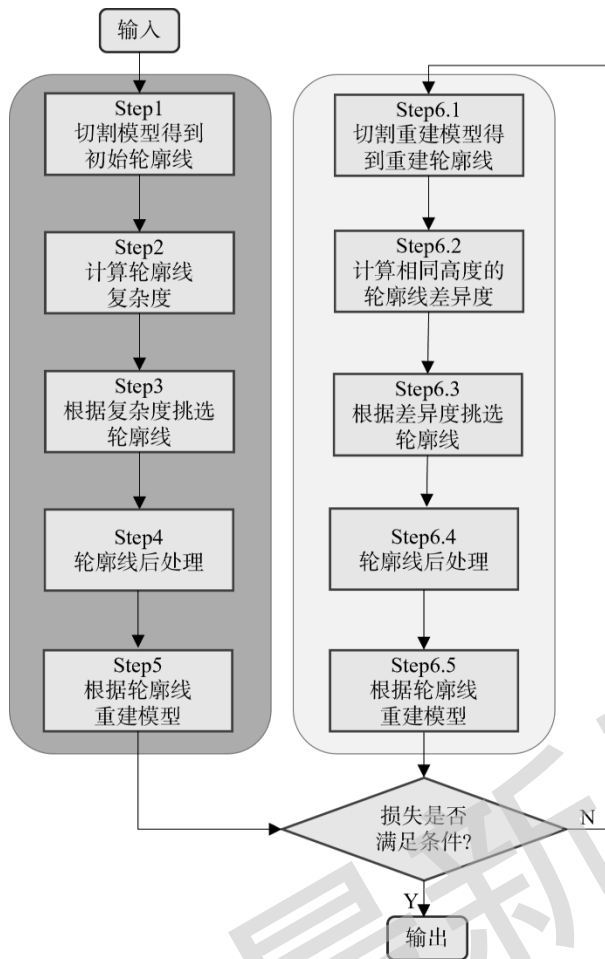


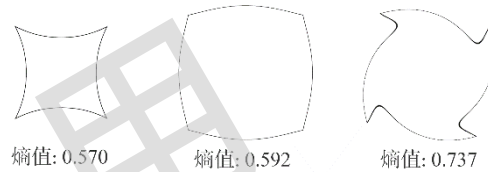
图 2 本文算法流程



a. 轮廓线所围成面积减小时熵值逐渐减小



b. 轮廓线复杂度增大时熵值逐渐增大



c. 轮廓线形状不同时熵值呈现差异

图 3 不同轮廓线熵值

对于建筑形状结构突变的高度，相应的水平轮廓形状也会发生突变。如图 4 所示，在建筑形状结构变化剧烈的高度处，熵值也会发生剧烈变化。可以看出，实验结果符合预期，满足第 2.3 节提出的使用信息熵作为轮廓线复杂度评估指标的要求。

3 实验

3.1 实验环境与数据集

本文实验使用的软硬件配置如下：12th Gen Intel Core i7-12700F CPU, NVIDIA GeForce RTX 3070 显卡, 32 GB 内存; Windows11 操作系统, 使用 Python, C++ 语言. 使用赫尔辛基数据集^[27]验证本文算法各个模块的有效性. 实验中, 使用语义模型中的建筑低模作为评估基准, 添加噪声后的稠密网格作为实验输入.

3.2 实验结果与分析

3.2.1 轮廓线信息熵合理性

本文算法使用轮廓线图像的二维熵作为轮廓线复杂度的评估指标, 以更好地衡量具有渐变结构的模型建筑. 其中, 轮廓线围成面积越大, 熵值越高; 轮廓线的信息熵越大, 表示轮廓复杂度越高.

对矩形轮廓进行不同程度的放缩, 验证轮廓面积越大熵值越高, 再进行不同程度的形变, 验证轮廓线复杂度越高熵值越高的特性, 结果如图 3 所示.



a. 模型侧视图 b. 模型正视图 c. 二维熵曲线

图 4 模型轮廓线复杂度变化曲线

3.2.2 轮廓线差异度评估指标合理性

为了验证使用 KL 散度作为轮廓线差异度评估指标的合理性, 选取一个特征鲜明的语义模型作为初始模型, 该模型仅由顶部和底部 2 个结构构成, 选择最高处和最低处 2 个轮廓线重建得到建筑低模. 对 2 个模型做 0.5 m 间隔的切割, 计算相同高度处轮廓线的差异度, 即 KL 散度的大小. 由于仅选择最高处和最低处的轮廓线, 因此初始模型和重建模型在最高处和最低处的 KL 散度最小. 模型轮廓线差异度变化曲线如图 5 所示. 可以看出, 越靠近建筑结构突变处, KL 散度值越大, 即相同高度处的轮廓线差异越大; 越靠近最高处和最低处, 轮廓差异度递减. 实验结果表明, KL 散度的值在突变处达到最大值, 在靠近最高处和最低处时

达到最小值, 满足第 2.4 节提出的轮廓线差异度评估指标的要求。

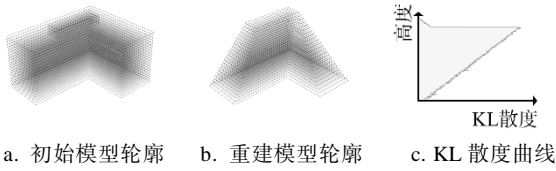


图 5 模型轮廓线差异度变化曲线

3.2.3 建筑低模重建算法整体有效性

为了模拟 LiDAR 扫描的效果, 从赫尔辛基数据集^[27]中随机挑选 30 个建筑模型, 使用 BlenSor^[28]模拟 LiDAR 扫描将网格模型转化为点云, 并在扫描过程中引入干扰以模拟噪声, 干扰遵循高斯分布, 最终通过泊松重建生成噪声稠密网格。实验采用 4 个不同大小的噪声 ($\sigma=0.05, 0.10, 0.15, 0.20$) 生成稠密网格模型, 其中, σ 表示误差大小, 验证本文算法的整体有效性, 结果如图 6 所示。

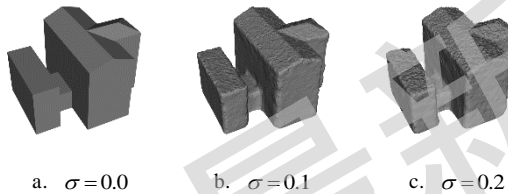


图 6 不同噪声程度的稠密网格模型

将本文算法与 BGM^[18], MCC^[19]和 SAMD^[22]算法进行实验。其中, BGM 算法^[18]采用固定间距切

割模型, 并且对轮廓线进行重采样以生成表面; MCC 算法^[19]采用固定间距切割模型, 并使用最小包围长方体来简化轮廓线以得到干净的轮廓; SAMD 算法^[22]采用把模型分割成多个特征平面的方式来引导边折叠。本文使用豪斯多夫距离衡量最终模型的整体相似度。

对于网格简化算法, 与 SAMD 算法^[22]进行对比, 将该算法的目标顶点数量设置为本文所得结果模型的顶点数量。对基于轮廓线的建筑重建算法, 与 BGM^[18]和 MCC 算法^[19]进行对比。在重建参数选择上, 两者均使用固定间距 0.5 m 提取轮廓线。其中, BGM 算法^[18]中的表面生成算法等高线采样点数使用其推荐的默认值: 300 个点; MCC 算法^[19]定义的降噪阈值设置为其推荐的默认值: 0.2 m; 本文算法的模型切割间距为 0.1 m。

图 7 所示为单个模型的轮廓线筛选结果对比, 表 1 所示为不同 σ 下的噪声模型使用 4 种算法后得到的输出简化模型与输入语义模型的相似度、等高线数量和三角形数量差异对比。表 2 所示为 4 个具有代表性建筑结构的模型的信息, 其重建结果如表 3 所示。

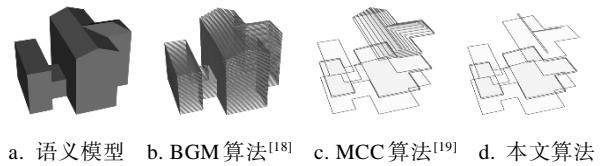


图 7 不同算法轮廓线筛选结果

表 1 不同 σ 下 4 种算法结果对比

指标	算法	$\sigma=0.05$	$\sigma=0.10$	$\sigma=0.15$	$\sigma=0.20$
平均豪斯多夫距离-mean	BGM ^[18]	0.39	0.43	0.49	0.51
	MCC ^[19]	0.91	1.11	1.15	1.27
	SAMD ^[22]	0.17	0.25	0.32	0.39
	本文	0.22	0.23	0.27	0.30
平均豪斯多夫距离-max	BGM ^[18]	4.78	4.89	5.12	5.76
	MCC ^[19]	9.03	9.16	9.35	9.88
	SAMD ^[22]	3.31	3.51	3.78	3.90
	本文	2.79	2.81	2.93	3.13
平均三角形数量	BGM ^[18]	39 367.10	41 353.33	45 771.13	46 891.17
	MCC ^[19]	3231.00	3639.23	4331.10	5103.93
	SAMD ^[22]	1539.13	1597.03	1678.10	1837.60
	本文	273.00	279.33	298.37	357.10
平均轮廓线数量	BGM ^[18]	50.30	50.33	50.70	51.00
	MCC ^[19]	23.10	23.20	25.03	25.70
	SAMD ^[22]				
	本文	11.30	11.90	12.63	13.30

注: 粗体表示各指标的最优值。

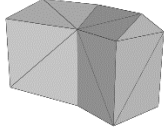
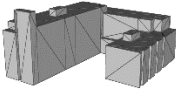
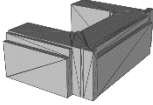
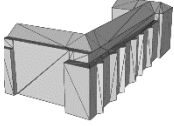
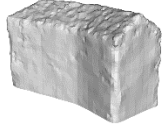
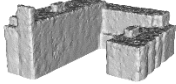




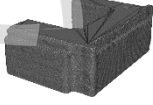

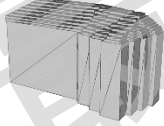
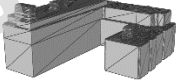
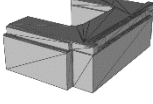
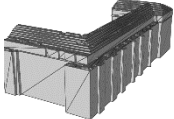
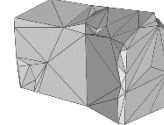
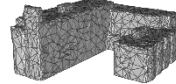
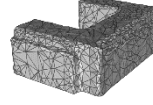
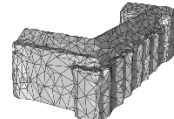
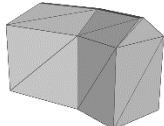
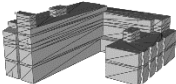
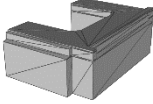
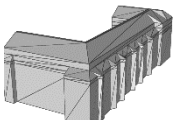
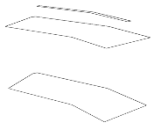
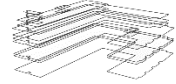
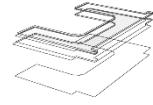
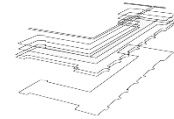
表 2 4 个模型的信息

指标	算法	模型 1	模型 2	模型 3	模型 4
三角形数量	BGM ^[18]	25 796	312 400	30 592	88 188
	MCC ^[19]	978	3 358	1 312	1 901
	SAMD ^[22]	193	3 477	2 224	1 847

	本文	36	634	236	329
轮廓线数量	BGM ^[18]	38	62	49	75
	MCC ^[19]	11	21	6	12
	SAMD ^[22]				
	本文	3	15	6	6

注. 粗体表示各指标的最优值.

表 3 4 个模型重建结果对比

模型来源	模型 1	模型 2	模型 3	模型 4
语义模型				
稠密网格				
BGM 算法 ^[18]				
MCC 算法 ^[19]				
SAMD 算法 ^[22]				
本文算法				
本文轮廓线				

从图 7 可以看出, BGM 算法^[18]会引入大量的新顶点, 并且由于未对轮廓线做合并处理, 导致最后结果包含大量的冗余轮廓线, 因此该算法生成的网格包含大量的顶点和三角面片. 由于建筑

结构变化剧烈的高度噪声会对轮廓线造成极大的影响, 因此 BGM 算法^[18]可能会选取到受噪声影响较大的轮廓线, 影响最终结果, 如表 3 中的模型 1 所示, 由于该算法未考虑交界处的噪声问题, 导

致屋顶出现大量碎片。

MCC 算法^[19]通过对轮廓线进行聚类减少冗余轮廓线, 同时使用最小包围长方体生成建筑主体网格, 得到质量较好的建筑低模。但是, 从图 7 以及表 3 中的模型 3 和模型 4 可以看出, 由于该算法在处理斜面时将斜面重建成阶梯状的结构, 模型的屋顶部分产生了明显的锯齿表面; 同时, 由于 MCC 算法^[19]也采用固定间距的轮廓线提取方式, 因此与 BGM 算法^[18]类似, 可能会选取到受噪声影响较大的轮廓线, 影响最终结果, 如表 3 中的模型 2 所示。

SAMD 算法^[22]有时会得到较好的效果, 但鲁棒性欠佳, 简化得到的模型拓扑连接关系较为杂乱; 并且该算法基于网格简化, 在保留建筑关键特征方面效果不好。

从表 3 中的模型 2 可以看出, 由于本文算法建筑特征突变明显, 并且不包含渐变的建筑结构, 因此该模型通过轮廓线复杂度筛选轮廓线即可得到较好的效果; 对于带有渐变结构的建筑模型也得到了良好的重建结果。实验结果表明, 与基于模型简化算法相比, 本文算法得到的建筑低模能够保留更多的建筑结构特征; 与基于轮廓线的建筑重建算法相比, 本文算法得到的建筑低模在保留更多建筑特征的同时, 降低了轮廓线数量和三角面片数量。本文通过信息熵提取建筑的特征信息, 并且定义轮廓线的复杂度和差异度评估指标, 基于该指标与式(1)提出一套轮廓线筛选算法, 可以得到高质量的建筑低模。

4 结 语

本文提出一种基于轮廓线信息熵的建筑低模重建算法。首先使用建筑的水平轮廓线图像二维熵和 KL 散度作为衡量轮廓线复杂度和差异性评估指标; 然后对已有的基于轮廓线的建筑低模重建算法做出改进, 提出基于信息熵的轮廓线挑选方法, 筛选出具有鲜明建筑结构特征的水平轮廓线; 最后使用后处理算法剔除受噪声影响大的和冗余的轮廓线, 生成高质量的建筑低模。

然而, 本文算法还存在需要改进之处: 受噪声影响, 模型最高处和最低处的轮廓质量较差, 为了减少噪声的影响, 该算法会将渐变结构的屋顶处理为一个细长的微小平面; 在实际判断轮廓线是否相似时, 参数选择受经验影响, 可能会出现冗余轮廓线去除不彻底的问题。未来, 将结合

当前轮廓线与其相邻多个轮廓线的差异度, 进一步剔除冗余轮廓线。

参考文献(References):

- [1] Xu Y S, Stilla U. Toward building and civil infrastructure reconstruction from point clouds: a review on data and key techniques[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2021, 14: 2857-2885
- [2] Xue F, Lu W S, Chen Z, *et al.* From LiDAR point cloud towards digital twin city: clustering city objects based on Gestalt principles[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2020, 167: 418-431
- [3] Wang R S, Peethambaran J, Chen D. LiDAR point clouds to 3-D urban models: a review[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2018, 11(2): 606-627
- [4] Kargas A, Loumos G, Varoutas D. Using different ways of 3D reconstruction of historical cities for gaming purposes: the case study of Nafplio[J]. *Heritage*, 2019, 2(3): 1799-1811
- [5] Bouzas V, Ledoux H, Nan L L. Structure-aware building mesh polygonization[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2020, 167: 432-442
- [6] Gao X F, Wu K, Pan Z R. Low-poly mesh generation for building models[C] // *Proceedings of the ACM SIGGRAPH Conference Proceedings*. New York: ACM Press, 2022: 1-9
- [7] Huang J, Stoter J, Peters R, *et al.* City3D: large-scale building reconstruction from airborne LiDAR point clouds[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(9): Article No.2254
- [8] Kamra V, Kudeshia P, ArabiNaree S, *et al.* Lightweight reconstruction of urban buildings: data structures, algorithms, and future directions[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2023, 16: 902-917
- [9] Garland M, Heckbert P S. Surface simplification using quadric error metrics[C] // *Proceedings of the 24th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques*. New York: ACM Press, 1997: 209-216
- [10] Zhang K, Yan J, Chen S C. Automatic construction of building footprints from airborne LIDAR data[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2006, 44(9): 2523-2533
- [11] Yan J H, Zhang K Q, Zhang C C, *et al.* Automatic construction of 3-D building model from airborne LiDAR data through 2-D snake algorithm[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2015, 53(1): 3-14
- [12] Wang Y J, Xu H, Cheng L, *et al.* Three-dimensional reconstruction of building roofs from airborne LiDAR data based on a layer connection and smoothness strategy[J]. *Remote Sensing*, 2016, 8(5): Article No.415
- [13] Li M L, Wonka P, Nan L L. Manhattan-world urban reconstruction from point clouds[C] // *Proceedings of the 14th European Conference on Computer Vision*. Heidelberg: Springer, 2016: 54-69
- [14] Nan L L, Wonka P. PolyFit: polygonal surface reconstruction from point clouds[C] // *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2017: 2372-2380

- [15] Chen Z Y, Ledoux H, Khademi S, *et al.* Reconstructing compact building models from point clouds using deep implicit fields[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2022, 194: 58-73
- [16] Li M L, Nan L L. Feature-preserving 3D mesh simplification for urban buildings[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2021, 173: 135-150
- [17] Li L L, Zhang J, Jiang W S. Automatic complex building reconstruction from LIDAR based on hierarchical structure analysis[C] //Proceedings of the SPIE 7496, MIPPR: Pattern Recognition and Computer Vision. Bellingham: Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers, 2009, 7496: Article No.74961J
- [18] Wu B, Yu B L, Wu Q S, *et al.* A graph-based approach for 3D building model reconstruction from airborne LiDAR point clouds[J]. *Remote Sensing*, 2017, 9(1): Article No.92
- [19] Zhang Y S, Zhang C, Chen S Y, *et al.* Automatic reconstruction of building Façade model from photogrammetric mesh model[J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(19): Article No.3801
- [20] Zhang Jing, Li Lelin, Jiang Wanshou. Contour clustering analysis for building reconstruction from LIDAR data[J]. *Journal of Geo-Information Science*, 2010, 12(5): 641-648(in Chinese)
(张靖, 李乐林, 江万寿. 基于等高线簇分析的复杂建筑物模型重建方法[J]. *地球信息科学学报*, 2010, 12(5): 641-648)
- [21] Kelly T, Femiani J, Wonka P, *et al.* BigSUR: large-scale structured urban reconstruction[J]. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 2017, 36(6): Article No.204
- [22] Salinas D, Lafarge F, Alliez P. Structure-aware mesh decimation[J]. *Computer Graphics Forum*, 2015, 34(6): 211-227
- [23] Xiang H Y, Huang X F, Lan F, *et al.* A shape-preserving simplification method for urban building models[J]. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2022, 11(11): Article No.562
- [24] Zhao Chuan, Guo Haitao, Lu Jun, *et al.* Roof segmentation from airborne LiDAR by combining region growing with random sample consensus[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2021, 50(5): 621-633(in Chinese)
(赵传, 郭海涛, 卢俊, 等. 结合区域增长与 RANSAC 的机载 LiDAR 点云屋顶面分割[J]. *测绘学报*, 2021, 50(5): 621-633)
- [25] Zhang W Y, Li Z X, Shan J. Optimal model fitting for building reconstruction from point clouds[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2021, 14: 9636-9650
- [26] Song J W, Xia S B, Wang J, *et al.* Curved buildings reconstruction from airborne LiDAR data by matching and deforming geometric primitives[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2021, 59(2): 1660-1674
- [27] Kaupunginkanslia H. 3D models of Helsinki[EB/OL]. [2024-08-31]. https://hri.fi/data/en_GB/dataset/helsingin-3d-kaupunkimalli
- [28] Gschwandtner M, Kwitt R, Uhl A, *et al.* BlenSor: Blender sensor simulation toolbox[C] //Proceedings of the 7th International Symposium on Visual Computing. Berlin: Springer, 2011: 199-208