

# 点云驱动的计算机图形学综述

伍龙华, 黄 惠\*

(中国科学院深圳先进技术研究院 深圳 518055)  
(hui.huang@siat.ac.cn)

**摘 要:** 点云是分布在三维空间中的离散点集, 也是对物体表面信息的离散采样. 三维扫描技术的迅速发展使得点云数据的获取更加简单方便, 而点云驱动的计算机图形学在逆向工程、数字城市、文物保护、智能机器人等领域日益彰显其广阔的应用前景. 文中简要介绍了近年来计算机图形学围绕点云在数据获取、采样处理、渲染表示和几何建模 4 个方面的主要工作, 展示了这一新兴领域的研究现状和发展趋势, 并探讨了未来有潜力的研究方向.

**关键词:** 点云; 三维扫描; 配准; 骨架提取; 渲染; 曲面重建; 动态建模  
**中图法分类号:** TP391

## Survey on Points-Driven Computer Graphics

Wu Longhua and Huang Hui\*

(Shenzhen Institutes of Advanced Technology (SIAT), Shenzhen 518055)

**Abstract:** A point cloud is a set of discrete points distributed in 3D space. The development of 3D scanning technology makes it possible to rapidly capture and sample the shapes of objects as point clouds. Points-driven computer graphics is hence now widely applied in many fields, such as reverse engineering, digital city, cultural relics preservation and robotics. This survey briefly introduces the recent computer graphics research based on point clouds in four aspects: capturing, resampling, representation and reconstruction. It provides the readers a big picture on this new rising field, showing state-of-the-arts, study trends and potential research directions in the future.

**Key words:** point clouds; 3D scanning; registration; skeleton extraction; rendering; surface reconstruction; dynamic modeling

三维扫描设备的出现和发展, 使得快速将现实世界中的三维信息数字化成为可能, 现实模型的表面形状信息能瞬间被转换并存储在点云形式的结构中. 点云是散布于三维空间中的离散点集, 除了三维坐标位置信息, 根据扫描设备不同也会包含一个或多个通道的额外数据(比如点的颜色、法向量等信息).

20 世纪 90 年代, 三维扫描设备的问世使得三

维建模有了新的途径——直接从实际物体上采样获取点集, 点云的说法也至此出现. 针对这种离散数据集, 各种研究应运而生, 如点云去噪、渲染、曲面重建等, 从而扩展了传统计算机图形学的研究范畴. 与传统的网格数据不同, 点云数据不具备边和面等连接信息. 这一简化的表达方式, 为计算机图形学领域内诸多应用提供了更加灵活的施展空间. 同时, 点云固有的噪声和数据缺失也为相关

收稿日期: 2015-07-03; 修回日期: 2015-07-11. 基金项目: 国家自然科学基金(61202224, 61331018); 国家“八六三”高技术研究发展计划(2013AA01A604); 深圳市可视计算与可视分析重点实验室(CXB201104220029A); 深圳市基础研究项目(JCYJ20140901003938994). 伍龙华(1989—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为计算机图形学; 黄 惠(1977—), 女, 双博士, 研究员, 博士生导师, 论文通讯作者, 主要研究方向为计算机图形学和科学计算.

的研究和应用带来了挑战。

点云所提供的三维信息为计算机理解世界搭建了桥梁,如微软 Hololens 眼镜等智能穿戴设备,利用深度传感器感知环境让人在增强现实环境中与虚拟对象和真实场景进行交互。目前,基于点云的渲染技术已经成功运用于玩具总动员、飞屋环游记、冰雪奇缘等商业动画电影中。此外,点云还被广泛应用于 CAD 逆向工程、数字城市、3D 打印、机器人等领域。近一二十年来,点云驱动的计算机图形学得到了长足发展,本文将对研究现状进行综述。

本文的内容组织将以自底向上的方式,如图 1 所示,从介绍底层点云数据的获取和处理方法出发,逐步上升到高层的点云数据表达、重构及其应用。

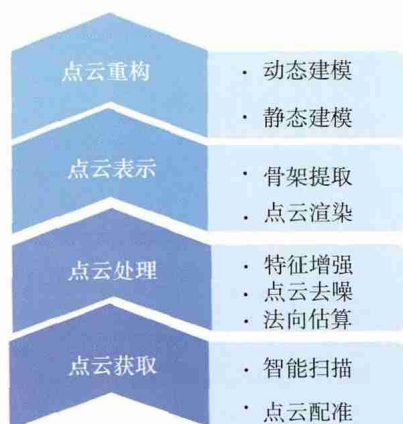


图 1 点云驱动的计算机图形学主要研究应用

## 1 点云获取

当前的三维扫描硬件的价格正逐步降低,现有技术可以方便地获取真实场景中目标物体表面的三维信息,其采集的点云数据精度也在逐步提升。点云获取大致分为主动式和被动式 2 种方式。主动式技术主要有 3 种:结构光<sup>[1]</sup>、飞行时间<sup>[2]</sup>和激光散斑。结构光扫描技术的基本原理是通过投影设备向待扫描物体表面投射具有特定模式的光图案(点、线、面),结合摄像机采集的图像形变和相对位置,运用三角测距或相位分析计算出物体表面的空间信息(如微软的 Kinect)。基于飞行时间原理的扫描仪则是利用投射光脉冲打到物体表面再反射回来所需的传输延迟时间来计算深度信息。激光散斑是激光照射到物体后随即形成的衍射斑点,利用其因距离不同而变换散斑图案的特点,可以测得物体的深度信息。被动式获取三维点云则

主要基于立体视觉的原理,如从多幅照片中自动提取三维点云。该方法采用双目或多目视觉技术,通过图像特征的提取和匹配,建立不同图像间的点对匹配关系,利用视差计算出深度信息。

### 1.1 点云配准

由于扫描仪一次只能从一个方向获取物体表面的深度信息,且扫描仪的运动轨迹未知,因此需要把不同相机坐标系下的点云数据进行配准和组装。最早由 Besl 等<sup>[3]</sup>提出了经典的迭代最近点(iterative closest point, ICP)算法进行刚性配准,其基本思路是最小化目标点集和源点集的最近点对距离

$$\min_{R,t} \sum_i p_i - (Rq_i + t)^2.$$

其中,  $p_i$  和  $q_i$  是目标点集和源点集上的最近点对。最小化该函数可获得平移向量  $t$  和旋转矩阵  $R$ ,使得经平移转换后目标点集和源点集尽可能重合。基于 ICP 的配准算法要求目标点集和源点集的初始位置离最优解不远,否则容易陷入局部最小值。后续的研究工作在分别在建立初始点对关系、特征点影响权重、剔除无用点对、误差度量、最优化方法等方面改进了 ICP 算法<sup>[4]</sup>。

较新的一种改进 ICP 算法<sup>[5]</sup>引入  $L_p$ ,  $p \in [0,1]$  范数定义目标函数进行优化求解,相较于传统 ICP 用最小二乘定义点云偏差,该方法对野点和噪声更加鲁棒。当 2 组点云数据重叠部分较小时,做精细配准前,一般需要通过提取基于诸如 FPFH<sup>[6]</sup>, NARF<sup>[7]</sup>, VFH<sup>[8]</sup>, RoPS<sup>[9]</sup>等描述符的显著性特征点进行初始配准,使得 2 组点云有较大重合部分,为 ICP 算法提供初始解。Dror 等<sup>[10]</sup>则提出了一种全局随机搜索的方法来处理初始位置不佳、噪声较多、重叠区域较小的情形。区别于从各自点集中随机选取 3 个点进行配准试错的蛮力算法,该方法提出运用 4 个共面点(4PCS)的特性来大大缩小搜索空间。

被扫描物体在扫描过程中可能发生非刚性形变,特别是对于动态点云数据(如脸部表情的变化),往往需要采用非刚性配准进行校正。Brown 等<sup>[11]</sup>提出了一种全局的非刚性配准方法,先用局部加权 ICP 建立不同数据部分的特征点联系,然后优化全局特征点位置,最后基于薄板样条<sup>[12]</sup>将各部分数据变形配准对齐全局特征点。又如自动扫描人体外形的方案<sup>[13]</sup>,其去应对扫描过程中人身无法始终保持静止状态,衣服外套也会随之发生形变的状况,其中借鉴了文献<sup>[14]</sup>方法进行非刚性配准来

处理不同扫描部分点云的形变问题. 连贯点漂移算法<sup>[15]</sup> (coherent point drift, CPD)能同时处理刚性配准和非刚性配准问题, 它用高斯混合模型(Gaussian mixture model, GMM)表示点集, 并运用期望最大法(expectation maximization, EM)去配准拟合点云数据, 算法对点集噪声、野点及缺失有很强的鲁棒性, 并且不受点云大小尺度的影响.

## 1.2 智能扫描

对于复杂的模型, 即便是有经验的用户配备了高精度的扫描仪和电动转盘, 仍需花费大量的时间和精力才能获得比较高质量的点云模型. 为了降低扫描成本和减少人为因素导致的点云采集数据不全, Connolly<sup>[17]</sup>第一次提出下一个最佳视角(next best view, NBV)问题, 基于已有扫描点集的缺失和最短扫描路径计算得到下一步扫描仪位置和朝向, 使得新的扫描能尽可能多地获取未被扫描的信息. 学界针对 NBV 问题一直有持续研究, 例如文献[18]根据已有数据建立并分析模型的体数据, 同时考虑数据缺失和导航信息确定 NBV. 又如文献[19]基于可见性判断, 并结合均值漂移聚类计算出 NBV. 上述方法能够依据计算出的视角完整扫描物体, 时效上一般优于人工操作.

最近 Wu 等<sup>[20]</sup>则提出了一种如图2所示的扫描

策略, 以进一步提高模型细节特征部位的扫描质量. 该方法首先利用泊松重建算法在已有点云数据上提取等值面(即试探性的曲面重构), 然后综合计算出等值面上每一个均匀采样点的置信度. 置信度低的区域要么含有丰富的几何特征, 要么有较大数据缺失, 需要进一步扫描. 接着建立视点向量场, 使得在场中能量值越高的地方进行扫描, 越能提高等值面的整体置信度. 最后在视点向量场中提取 NBV, 并依次以这些视角进行扫描. 以上步骤迭代执行数次后便能得到完整高质量的点云. 该方法是质量驱动的视角规划, 重点不在于优化扫描次数和路径, 而在于进行整体以优化提高扫描点云的质量, 因而能更好地保证完整获取物体各个细节特征.

某些情况下物体本身结构复杂, 可能存在内部凹陷部分被外部结构遮挡, 导致无论从哪种角度观测均不可见的问题. Yan 等<sup>[21]</sup>提出了一种图3所示针对物体不可见部分的主动式扫描方法. 该方法积极引入了用户交互, 在扫描过程中对参与改变场景的物理布局, 移除不可见区域的遮挡物, 使其对扫描仪可见. 其算法核心是在时空域上分析物体局部在交互过程中的运动轨迹, 对其经拉普拉斯平滑处理和层次聚类后, 利用扩大的四维

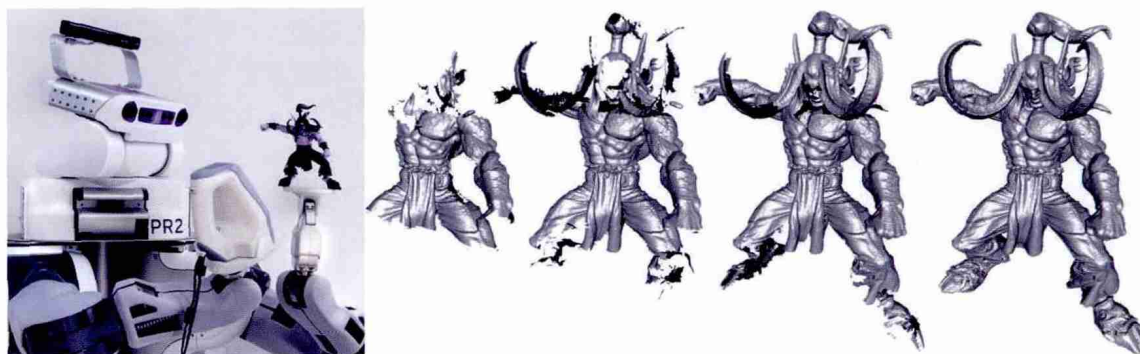


图2 泊松场引导的高品质全自动扫描

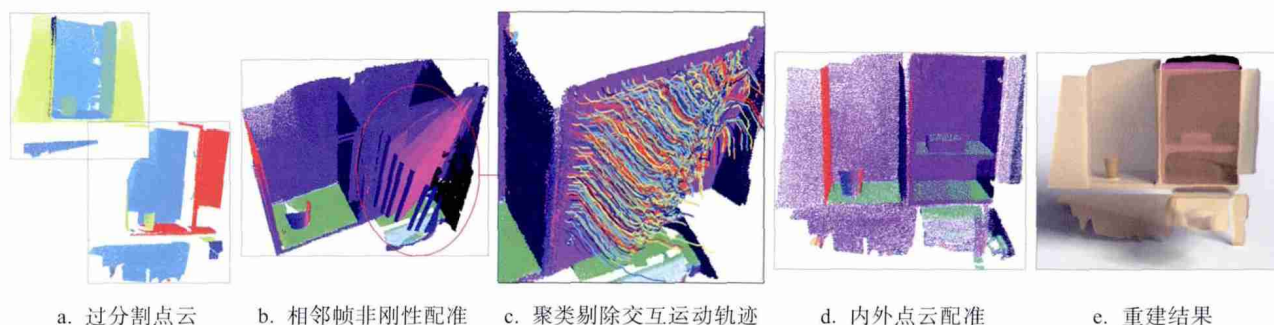


图3 针对不可见区域的主动式扫描

凸包剔除动态点云数据, 并以此为桥梁对没有重合的静态点云数据做配准.

## 2 点云处理

不管采用何种获取方式, 点云数据中固有的噪声、野点、密度不均, 以及因扫描范围、物体遮挡和透光材质等制约因素引起数据缺失, 仍是后续点云数据处理和使用中面临的主要问题. 因此, 根据捕获的点云数据的特征进行合理的预处理, 将为更高层次的操作(如曲面重建)打下良好基础. 预处理的主要目标是得到法向量正确、平滑低噪、均匀分布, 并保持细节和尖锐特征点云数据.

### 2.1 法向估算

点云的法向量对后续操作起着举足轻重的作用. 几何上, 法向量的方向(单位矢量)指代对应点上的局部曲率信息; 拓扑上, 法向量的朝向(朝内或朝外)可以快速把三维空间划分为物体内部和外部. 点云特征增强(见 3.2 节)、点云渲染(见 4.1 节)和基于隐函数的曲面重建(见 5.1 节)等算法都是建立在正确法向量的基础上. 如果法向量信息不能从扫描仪中直接得到, 则需要由离散点的坐标信息估算法向量; 法向量估算问题的复杂度并不低于曲面重建问题.

经典的法向量估计方法是文献[22]提出的先用主成分分析法拟合局部切平面得到法向量的方向, 再用黎曼图传播法得到一致的法向量朝向. 后续工作通过改变法向量的方向来增强尖锐特征<sup>[23]</sup>, 或者引入更多的先验知识来修正法向量的朝向<sup>[24]</sup>. Huang 等<sup>[25]</sup>提出一种迭代估算法向量的方法. 首先, 提出一种加权主成分分析法计算法向量的方向, 并额外考虑了附近点法向量朝向的因素. 接着, 提出一种优先级驱动的法向量朝向传播策略, 传播过程中若遇到薄表面特征则停止; 其中, 点距离测度同时考虑了欧氏距离和角度距离. 随后, 迭代重复上述步骤, 直到法向量朝向不再改变为止. 实验表明, 该方法对处理紧邻薄面结构的点云有更好的结果.

### 2.2 点云去噪

点云去噪的主要手段是重采样, 即在现有数据上重新采样并得到一组平滑的新数据. 早期, 文献[26-27]用移动最小二乘法(moving least square, MLS)将重采样点投影到局部的隐式曲面上. 总体包含 2 步: 对于每一个采样点, 首先建立参考域平面, 使得邻域内的点到平面的加权距离平方最小; 然后

在参考域下用二元多项式近似拟合局部 MLS 曲面. 建立 MLS 曲面后可以通过点到面距离、点到中轴距离或曲率等阈值对点集进行降采样; 亦可以在 MLS 曲面上生成维诺图, 并在每个子块中添加新点进行增采样.

Lipman 等<sup>[28]</sup>则引入了一个无参数的局部投影算子(local optimization procedure, LOP). 与 MLS 不同, 该算子采用  $L_1$  范式, 更能抵御野点的不利影响; 同时加入了正则项, 使得采样点分布均匀. 假设输入源点集为  $P = \{p_j\}_{j \in J} \subset \mathbb{R}^3$ , 采样点集为  $X = \{x_i\}_{i \in I} \subset \mathbb{R}^3$ , 该方法提出目标能量函数

$$\operatorname{argmin}_X \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} x_i - p_j \theta(x_i^k - p_j) + \lambda_i \sum_{i' \in I \setminus \{i\}} \eta(x_i - x_{i'}^k) \theta(x_i^k - x_{i'}^k) \quad (1)$$

其中  $\theta(r) = e^{-r^2/(h/4)^2}$  是一个快速衰减的平滑权重函数. 式(1)第一项为数据拟合项, 驱使投影点尽可能拟合源输入点集, 该项基于  $L_1$  中值, 对数据中的野点不敏感; 第二项为正则项,  $\eta(r) = 1/3r^2$  为排斥方程, 以防止投影点之间距离过小.  $h$  是设置邻域大小的参数, 邻域越大, 平滑效果越好, 但越可能抹除尖锐特征. 可以证明的是, 如果点云  $P$  采样自  $C^2$  平滑的面  $S$ , 那么在正则项中选取合适的  $\lambda_i$  可以使 LOP 算子作用的投影点集对  $S$  有余项为  $O(h^2)$  的二阶近似.

Huang 等<sup>[25]</sup>提出了一种加权局部最优投影算子(weighted LOP, WLOP)来改进 LOP 算子. 该算法指出, LOP 的正则项在  $r$  较大时可能下降过快, 进而导致收敛界限不清晰及重采样点集分布不规则的问题. WLOP 改用新的排斥项  $\eta(r) = -r$ , 并且引入了 2 个基于密度的权重  $v_j = 1 + \sum_{j' \in J \setminus \{j\}} \theta(p_j - p_{j'})$

和  $\sum_{i' \in I \setminus \{i\}} \theta(x_i^k - x_{i'}^k)$ , 以降低 LOP 算子受源点云密度

分布的影响. 第一个权重用来松弛源点集对投影点的吸引力; 第二个权重用来增强高密度区域中投影点之间的排斥力. 如图 4 所示, 相较于 LOP, WLOP 使得投影点集分布更加均匀.

Preiner 等<sup>[29]</sup>提出了连续  $L_1$  投影算子(continuous LOP, CLOP), 其速率相比 WLOP 算子最快能提升 7 倍, 能满足交互要求. 观察到 WLOP 算子计算耗时主要受源点集的点数大小影响, 该方法采用各向异性的 GMM 来封装源点集, 并给出从每一个 GMM 中导出连续牵引力的解析解. 同时, GMM 只需



利用层次化的EM算法计算一次,因而有效地减小了WLOP中拟合项的计算量。

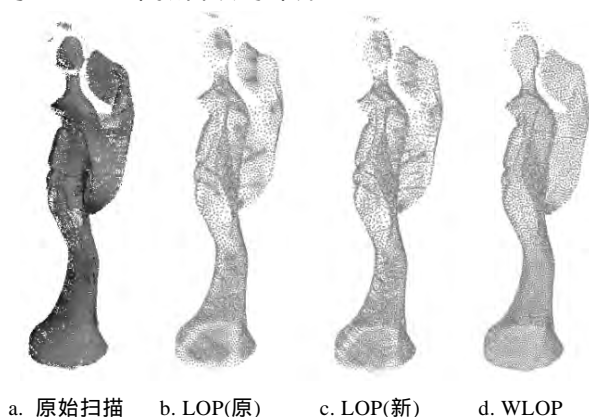


图4 LOP和WLOP结果对比

### 2.3 特征增强

对于机械零件等一些棱角特征明显的模型,预处理时应考虑保留或增强其点云数据的尖锐特征。文献[23]针对这类情形提出了图5所示一种保持尖锐特征的点云重采样技术(edge-aware resampling, EAR)。EAR算法包括2个主要步骤:特征驱动的重采样和特征保持的增采样。点云模型棱角特征部位的法向量难以估算,而且错误的法向量会导致特征的丢失。因此,第一步借用WLOP算子,但引入了法向量差异权重,使得重采样的点能在去噪同时自然远离棱角部位,同时使用了双边滤波法获得可靠的法向量信息。第二步则是在第一步获得的可靠数据基础上进行增采样,即逐步插入新点来增强尖锐特征。求解新增点方法如下:

Step1. 提出了一种测量点集局部密度的方法,能快速定位当前点集最稀疏的位置,并插入一个基点。

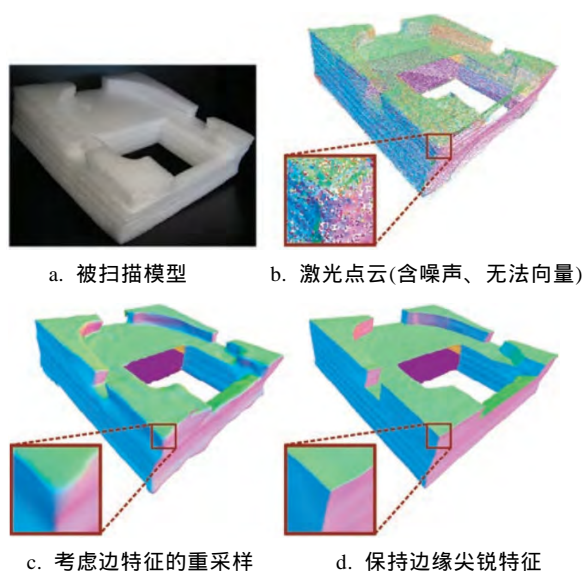


图5 保持尖锐特征的点云重采样

Step2. 通过双边滤波投影法把基点移到局部隐式曲面上,并得到相应法向量。

Step3. 若未满足增采样条件,返回Step1。

这种特征驱动式的点云重采样技术优化效果显著,可以保留并增强模型边缘特征并填补小范围的数据缺失;但该方法无法有效地处理大面积的数据缺失并保持缺失边界的形状。

## 3 点云表示

传统模型采用基于三角面片的光线跟踪算法进行渲染显示。当绘制场景达到一定规模,基本图元数量过多,实际渲染时许多三角面片会发生退化,空间资源占用浪费且绘制速率受到了限制。为了应对该问题,将点作为基本图元进行绘制模型场景的方法应运而生。在采样足够密集的情况下,点云可以直观地表示模型本身。对于广泛存在的通用柱形物体,在不关心几何细节信息的前提下,为了更高层次地理解物体本身拓扑结构,学界开始研究采用一维骨架形式来抽象表示三维物体。

### 3.1 点云渲染

Alexa等<sup>[27]</sup>主张可以用点集来表示物体形状,提出了点集曲面的概念。进而Amenta等<sup>[30]</sup>用有向点(surfels)取代无向点。渲染有向点最原始的策略是直接投影离散点到屏幕上,但是这样可能会因为采样点云密度不够大导致渲染的图像出现空洞。抛雪球(splatting)算法可以有效地解决该问题,其基本思想是让每个投影点的颜色按一定权重发散到邻近像素上。椭圆加权平均抛雪球(elliptical weighted average splatting)技术<sup>[31]</sup>能有效地消除渲染成像走样,Heinzle等<sup>[32]</sup>将其应用到时序场景中,通过对运动分段线性近似生成高质量的运动模糊效果。文献[33]基于点云实现了实时生成动态环境光遮蔽的效果,相比传统的光线跟踪算法,其近似计算策略速率能加快4~10倍,但是它也存在遮挡区域亮度过暗的不足。

为了提高渲染点集的效率,Dachsbaecher等<sup>[34]</sup>设计了一种顺序非层次链的数据结构来存储点云;Weyric等<sup>[35]</sup>则设计了一种硬件架构,通过改进缓存访问连续性并添加split图元处理单元来加速渲染。Katz等<sup>[36]</sup>提出了遮蔽点移除操作算子,能直接计算点云的可见性而不需要经过曲面重建来判断。该算法主要利用球形翻转转换点云位置,计算其与给定视点位置的凸包,若转换点在凸包上,则对应点为可见。在可视化点云时,可以运用该算法

剔除模型不可见部分的点集,也可以在模型空间中生成具有真实感的阴影投射。

### 3.2 骨架提取

模型的骨架是一种精简高效的抽象表达方式。从点云中提取这种一维曲线结构有助于对模型进行更高层次的理解和操纵,如模型分割、匹配检索、变形动画等。近年来,直接从散乱的、有缺失的点云数据中提取骨架成为了学界的一个研究热点。

Tagliaschi 等<sup>[37]</sup>针对有缺失的点云数据,提出了一种基于旋转对称轴(rotational symmetry axis, ROSA)的方法来提取曲线骨架。该方法假设模型的基元形状是圆柱体,因此需要对非圆柱型部位(如枝干结合处)进行额外处理。Cao 等<sup>[38]</sup>通过三角剖分建立点集的局部连接关系,从而可以利用带权重的拉普拉斯算子来对点云数据进行收缩,然后再细化拓扑结构,解构三角片元,最终得到点云的曲线骨架。该方法对拉普拉斯算子的权重选择有较大依赖性。不同于提取中心轴的方法, Natali 等<sup>[39]</sup>将 Reeb 图的概念延伸到点云上,提出用点云图(point cloud graph, PCG)来表示骨架。其基本思路是用调和标量函数转换映射点集,并在其值域上进行划分建立无向连接图,它可以应用于非柱形结构的点云。对于特定的树木点云数据, Livny 等<sup>[40]</sup>提出了用枝干-结构图(branch-structure graph, BSG)来表示其骨架,其基本思路是利用最小生成树生成初始 BSG,然后在植物生长特性的约束下不断优化 BSG,使得枝干区域平滑并贴近点云本身,一般迭代 2~3 次即可得到收敛的树木骨架结构。对于铰接式刚性运动的物体,亦可以用对应的先验知识来估计其姿态。例如 Wei 等<sup>[41]</sup>假定用 15 块骨段表示人体骨架,结合点云及图像的信息,通过求解最大后验概率问题来实时提取出骨架表示的人体姿态。

较近的研究文献提出了基于点云的  $L_1$ -中心骨架概念<sup>[42]</sup>。该方法运用类似 WLOP 的技术来对采样点进行收缩和规整,并用逐步增大邻域的方法来提取不同尺度的骨架。与 WLOP 相似,形成骨架点的目标能量函数为

$$\operatorname{argmin}_X \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} x_i - p_j \theta(x_i^k - p_j) + R(X);$$

其中,第一项是基于  $L_1$  范式的数据拟合项,对噪声和野点鲁棒;第二项是正则项,用于规整采样点的分布以避免投影点聚集,有利于后续骨架的构建。其定义为

$$R(X) = \sum_{i \in I} \gamma_i \sum_{i' \in I \setminus \{i\}} \frac{\theta(x_i - x_{i'})}{\sigma_i x_i - x_{i'}}.$$

该正则项加入了方向度量的权重  $\sigma_i$ ,使得采样点更易于形成一维的曲线分布。权重  $\sigma_i$  定义为对  $x_i$  邻域进行加权主成分分析后,最大特征值与特征值之和的比值。在逐步增大收缩半径的过程中,通过动态桥节点来连接不同尺度下形成的骨架。为了解决源点云分布不均匀的问题,引入了基于密度的权重。最后,提出了一种在横截面数据上进行椭圆拟合的后处理方法来增强曲线骨架的中心性。相比 ROSA,  $L_1$ -中心骨架能如图 6 所示更好地保持模型的拓扑结构、不依赖法向量信息,并且能有效地处理非圆柱形结构。



图 6  $L_1$ -中心骨架算法提取高质曲线骨架

## 4 点云重构

### 4.1 静态建模

点云重建是在输入点云数据基础上自动构造出易于存储、渲染和操控的网格模型,并修复数据缺失,复原模型形状。过去 20 年,曲面重建技术有了长足的进展<sup>[43]</sup>,从显式重建到基于隐式函数的重建,再到基于各种先验知识的特定模型重建和针对严重缺失点云的交互式重建。

#### 4.1.1 通用模型重建

通用的曲面重建算法能在输入点云上计算得到离散的网格数据,其可大致分为显式和隐式重建。早期研究集中在显式重建,文献[44-46]对点集进行 Delaunay 三角剖分,对偶后得到其维诺图,再利用对锥形(cocone)与维诺元相交求得备选边集,最后剔除尖锐边保留三角形外边界即得到重建曲面。同类基于 Delaunay 三角剖分(或维诺图)方法<sup>[47]</sup>在点集采样足够密集的情况下能在一定程度保证重建曲面的几何及拓扑质量;文献[48]还能进一步提取出顶角、边缘尖锐特征。但是,该类方法都



容易受到数据噪声和密度的影响,难以直接运用于实际扫描中所获取质量不高的点云。

一类隐式曲面重建是基于MLS用空间变化的低阶多项式去局部近似表示模型曲面。对于稀疏采样的点集数据或者存在高曲率的情形,Guenebaud等<sup>[49]</sup>提出了用更高阶的球面代替平面去局部拟合曲面。文献[50]则将MLS与局部核回归(法向量差异权重)结合起来,以更好地恢复模型尖锐细节特征。总体来说,基于MLS的重建方法能通过增大权重函数影响范围来处理中等程度的数据噪声,但在点云数据有缺失情况下不能很好地近似拟合曲面。另一类局部近似的隐式曲面重建是由Ohtake等<sup>[51]</sup>提出的多层次整体划分(multi-level partition of unity, MPU),其基本思想是将数据域用自适应的八叉树结构划分,每个子域内用二次函数拟合曲面形状,然后用划分的权重混合局部形状函数,即得到整体的隐式曲面。相比MLS方法,MPU方法对非均匀分布的点集重建更加鲁棒。文献[52]进一步改进MPU,推导出整体划分的微分算子用以在球体覆盖域下做拉普拉斯平滑,并改用局部线性函数代替原有二次逼近来降低对数据噪声的敏感程度。

文献[53]同文献[22]一样采用符号距离函数隐式表达曲面,零水平集即为所求模型表面,用径向基函数(radial basis function, RBF)去逼近拟合符号距离函数,通过快速多极子算法和减少RBF中心多重途径来加速计算。该方法优点在于其能够得到全局平滑的曲面。Süßmuth等<sup>[54]</sup>通过优化方法更新RBF中心位置来提升逼近的数值稳定性;另外还引入了点集法向量信息优化,避免了面外点导致的额外计算。

Kazhdan等<sup>[55]</sup>提出了重要的泊松重建算法,采用指示函数 $\chi$ (模型内值为1,模型外值为0)来表示隐式函数,利用光滑后的指示函数梯度等于平滑曲面法向量得到的向量场 $V$ 这一性质,将问题转化为求解泊松方程 $\Delta \chi = \nabla \cdot V$ 。最后采用改进的移动立方体(marching cubes)算法去提取等值面。Zhou等<sup>[56]</sup>建立了数据并行的八叉树数据结构,第一个完全在GPU端实现了泊松重建算法,相比于CPU端,其算法速率提升了2个数量级。另外,指示函数 $\chi$ 由于数据噪声、离散化处理以及点云密度近似等原因,其零等值面可能会偏离模型表面。因此,文献[57]进一步改进了泊松重建,在三维空间中加入梯度约束的同时,在点集上添加位置约束,将原有问题转化为求解过筛选的泊松方程 $(\Delta - \alpha \bar{I})\chi = \nabla \cdot V$ 。实

验结果表明,过筛选的泊松重建能有效地解决原有泊松重建曲面平滑过度的问题。

对于采样充分、数据缺失较少的点云数据,上述方法能通过已有数据推算缺失数据,从而达到较为理想的重建效果。但是对于大面积的数据缺失,则需要引入更多的先验知识(如骨架、基本几何体、对称关系和人工交互等)来对补全未知数据。Sharf等<sup>[58]</sup>引入了少量用户交互来保证曲面重建的拓扑正确性,用户可以通过在二维切片上画笔画来定义对重建曲面的拓扑约束。该方法的隐式函数通过最小化由点集位置约束、用户笔画约束和平滑项组成的目标函数来获得。由于交互过程用户添加的笔画只能区分模型内外区域,因此该方法局限于改善重建曲面的拓扑信息,并没有考虑尖锐边等几何特征,也无法处理点云缺失严重的情况。

Yin等<sup>[59]</sup>将三维物体考虑为广义圆柱的组合,并提出了Morfit算法来重建如图7所示这些广义圆柱。该假设可以将用户意图分解为2种相互正交的曲线交互操作,分别用来控制模型的拓扑结构和几何特征。相比文献[58],Morfit算法允许用户对模型有更大尺度的编辑操作。对于模型 $L_1$ -中心骨架,用户可以通过切断、连接、修剪、延长、变形5种方式调整,进而无歧义地表达模型拓扑结构。同时可以通过调整NURBS闭合曲线控制点来微调模型横截面的轮廓,更精准地反映点云所表示的模型几何特征。该方法能够处理缺失严重的点云数据,同时还可以锐化重建模型的边缘特征。



图7 Morfit重建效果图

#### 4.1.2 室内场景重建

随着手持移动扫描仪的扫描精度和速率的提高,以及设备可视范围的增大,点云重建对象已经

不再局限于单一且体积较小的物体。近年来,包含多种目标物体的室内场景重建问题引起广泛关注。

来自微软研究院的 Izadi 等<sup>[60]</sup>推出了影响广泛的 Kinect Fusion 技术,用户可以手持 Kinect 扫描仪实时交互地重建高质量室内三维场景。该方法利用改进的 ICP 算法持续跟踪当前摄像头的位置和朝向,并实时地把新获取的点云数据融合到一个用于累计和描述当前隐函数的体数据结构。其中每一个体素上保存着对应空间上的点的隐函数值;该值越接近 0,则该体素越可能位于物体的表面上。此外,增强的 GPU 管线算法鲁棒地区分了运动前景物体和静止背景场景,使得用户可以在场景中实时交互,极大地提升了跟踪算法的容错性。对物体进行由远及近连续扫描可以让重建精度从粗到细逐渐提高,效果类似于图像的超分辨率;即使使用低成本低精度的扫描仪,也可以捕捉所获取模型的大量细节特征。文献[61-62]通过优化数据结构,改进 CPU-GPU 数据流,进一步提升了重建计算效率。

室内场景中的物体一般包含桌子、椅子等办公或起居用品,物体结构重复度较大。文献[63-65]采取了数据驱动的方式进行场景语义重建,从数据库中检索形状类似的模型,与分割后的点云进行形状匹配,如图 8 所示适度变形组合重建场景模型。区别于通用曲面重建,室内场景语义重建一般并不要求重建曲面在几何上精确表示原有模型,重建结果的重点在于语义正确。Chen 等<sup>[66]</sup>利用物体点云的上下文信息提出了一套自动的室内场景语义建模方案。文献[67]的方案在扫描过程中利用关键点和形状描述符群集匹配检索模型,以达到实时重建效果。

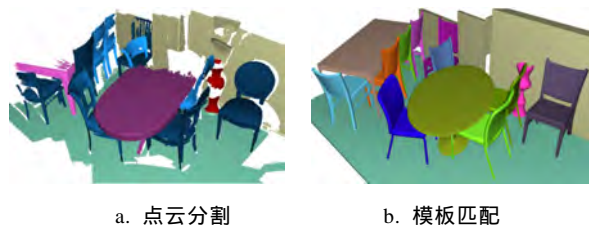


图 8 数据驱动的室内场景语义重建

#### 4.1.3 城市场景重建

大规模城市场景建模同样是近年来的研究热点<sup>[68]</sup>,它在城市规划、三维导航、灾害应急响应等领域有着广泛的应用。本文主要讨论基于点云数

据的城市建模。相对于室内小型物体模型,室外大型建筑物的数据获取常常受限于采集设备的可达性和天气因素,采集获取的点云更容易存在缺失、分布稀疏和噪声严重等问题。

Zheng 等<sup>[69]</sup>利用楼宇建筑表面结构多重重复性的特征来改进加强三维城市建筑墙面的点云质量。考虑到大多数楼宇结构基本是相似立方体这一特点,算法自动检测被定义为实例的点云重复部分,整合配准同一类实例,利用高质完整的局部数据来补全点云空洞。然后,通过投影点集到交错多个实例的平面上进行离面去噪,空间中的野点也自然被清除。最后,去除点云密度较小的子区域,进一步实现了面内去噪。该算法能有效地修补城市建筑点云空洞、去野点、降噪,为后续的城市建模、三维导航等应用提供了高质的点云数据。

如图 9 所示, Nan 等<sup>[70]</sup>设计了一种 SmartBox 的图元,利用交互方式快速重建建筑模型。用户需用二维动态选框形式初始化 SmartBox 位置,后续用组合、拖放、连续填充等多重交互功能复制操作图元。算法通过数据项(位置与点云匹配)和上下文项(相邻 SmartBox 大小相似、边对齐、间距合适)的双重约束优化调整 SmartBox 到最佳位置。区别于文献[70-71]依赖于曼哈顿世界<sup>[72]</sup>(建筑物主要由轴对齐相互正交的面构成)的前提假设, Arikian 等<sup>[73]</sup>利用更细粒度的多边形图元进行交互重建,并且对面的形状、朝向没有任何约束。点云能提供建筑物墙面三维位置信息但采样稀疏并伴有噪声;二维图像则具有分辨率高、数据获取方便且高质的特点,但依赖拍摄采集视角。Li 等<sup>[74]</sup>基于这 2 种数据互补性的特点,融合点云和图像照片实现了高质量的建筑物墙面建模。

上述文献主要针对单一建筑物(墙面)进行建模,对于扫描范围更大的建筑群甚至包括所处地形,若仍采用交互方式针对每个单一建筑建模,将意味着极大的工作量,其精细重建的优势也会因烦琐耗时的操作大打折扣;因此在处理大规模场景时一般会采取整体自动重建的方法,局部细节再通过交互方式调整。Poullis 等<sup>[75]</sup>结合地面、空中和卫星拍摄的照片图像,基于 LiDAR 点云数据对大规模场景进行真实重建。点云数据首先被投影到二维网格用于快速区分植被和地面区域,其后采用的参数化图元、多边形和非线性三种图元能有效地改善重建不同类型的房顶结构。对于空载 LiDAR 点云, Zhou 等<sup>[76-77]</sup>将双重取轮廓<sup>[78]</sup>的方法





图 9 基于激光 LiDAR 扫描点云运用 SmartBox 重建城市建筑

延伸到 2.5 维场景中, 同时优化三维面和二维屋顶边界, 生成复杂的屋顶结构; 其优点在于重建结果与人工建模使用的三角面片数量相当, 并能保证房顶拓扑结构特征。

#### 4.2 动态建模

类比图像和视频, 点云也可分为静态和动态 2 种。相对静态点云, 动态点云数据的处理和重建是更富有挑战性的问题。依据点云序列帧重建模型运动, 最直接的手段是将相邻帧点云两两分别配准, 但是这样会产生累积误差。为了鲁棒解决该问题, Mitra 等<sup>[79]</sup>提出了一种全局连续的动态配准方法, 通过聚合所有帧点云到四维时空曲面, 依据点的即时速度向量与时空曲面法向量正交这一运动学属性优化估算帧间变换。该方法的主要优势在于不需要显式计算帧间对应点的关系, 并有效地避免了时序上的配准累积误差。同样地, Sharf 等<sup>[80]</sup>也采用了全局的方法, 并同时考虑所有帧进行时空曲面重建。该方法提出的体时空重建技术巧妙地将形变表示成运动的非压缩材质流。模型被转化成充满体素的材质, 物体变形即体现为材质流向邻域体素。该方法利用材质流空间连续性和动量守恒的双重约束有效地克服了连续帧点云数据缺失的问题, 并保证了重建运动的平滑性。

Wand 等<sup>[81]</sup>则引入了贝叶斯概率模型进行运动重建, 其提供了一套完整的恢复模型拓扑形状的动画重建系统, 跟踪点云运动序列的同时能导出变形模板和帧间点对应关系; 并通过全局非线性优化融合邻近帧, 保证重建结果几何和运动平滑。但是这样也导致了该算法计算非常耗时的缺陷。其后续文献<sup>[82]</sup>用无网格的有限元模型驱动变形加速了运动重建过程, 它相比 Mitra 等<sup>[79]</sup>的方法更

适用于通用场景, 且不再受限于局部刚性变形和慢速运动, 但计算耗时仍是其一大制约。

以上这些方法都是无模型模板前提下进行运动跟踪重建, 可能会导致重建拓扑结构二义性以及不可见区域的未对准问题。相较于静态模型点云, 记录物体变形运动的动态点云, 数据更易存在不完整和噪声的问题。因此, 对于变形物体, 提供其模板模型作为运动建模的先验输入能有效地降低求解问题复杂度, 提高重建速率和质量。

文献<sup>[14]</sup>提出了一套鲁棒的单目几何运动重建方案。采用仿射变换表示模型局部变形, 并引入层次化的图结构表示模板模型, 从而更好地应对点云分布不均的问题。通过优化包含整体刚性配准项、局部非刚性配准拟合项和平滑项的目标函数进行初步变形运动跟踪, 并通过弹性塑性变形稳固多帧运动, 减小未扫描区域带来的重建误差; 最后添加暂态细节即得到完整重建运动序列。

对于特定的人脸变形动画, 学界通常采用融合模型(BlendShape)的模板进行跟踪重建, 面部表情由多个 BlendShape 加权平均构成。BlendShape 模板可以精简地参数化表示人脸表情, 能有效地降低优化问题的求解空间维度。例如 Weise 等<sup>[83]</sup>利用 BlendShape 先验模型在降维参数空间中通过估计最大后验进行实时跟踪人脸表情。该系统不需额外在人脸脸上粘贴采集标记, 借助低成本的 Kinect 扫描仪, 根据含有较多噪声的点云数据亦可跟踪复杂人脸表情。Li 等<sup>[84]</sup>针对数据噪声和缺失导致跟踪误差大的问题, 用 EM 算法训练学习得到修正形态, 在由锚形态和修正形态组成的自适应 PCA 空间上实时修正改善运动跟踪结果。

文献<sup>[85]</sup>针对一般变形物体、基于在线捕获

生成的模板在 GPU 端实现了实时非刚性变形运动重建. 其中最优化拟合目标函数使用了 GPU 加速的高斯牛顿求解器, 内部计算采用预处理共轭梯度法, 由粗到精的策略进一步加快了收敛速度. 此外, 通过优化薄壳变形能量项在精细模板上计算出顶点沿法向量的位移, 生成了丰富的高频运动细节特征. 文献[85]第一个提出了针对通用模型实时跟踪非刚性变形运动的软硬件系统, 较之于文献[14], 其速度提升了数个量级, 为实时交互应用场景提供了更佳解决方案.

## 5 总结展望

本文主要从点云数据获取、采样处理、渲染表示以及模型重构 4 个方面论述了基于点云的计算机图形学研究现状和进展. 通过摘选的文献介绍可以看出, 经过近一二十年的发展, 点云研究在一些方面已经发展到较为成熟的阶段, 相关技术已应用于实际产业. 例如, 点云的刚性配准目前效果已非常鲁棒, 商业解决方案 Artec Studio 等已经实现实时扫描和精确配准. 依托于移动机器人的自动扫描技术能提供摄像头的全局位置和朝向, 进一步辅助提升扫描效率和配准质量. 另外, 将点作为基本绘制图元的技术也已相当成熟<sup>[86]</sup>, 运用抛

雪球算法直接渲染点云能很好地渲染表示模型外表. 目前, 三维建模软件 3D MAX, Blender 等已支持高效渲染点云; RenderMan 渲染器基于点云的全局光照效果与传统的光线跟踪算法相比也已不分伯仲.

另一方面, 点云驱动的计算机图形学仍面临许多挑战, 还有很多值得进一步深入探讨的问题. 首先, 核心的研究问题如点云配准、去噪、补全、法向量估算等仍未得到彻底解决; 其次, 要将研究成果转化成实际产业应用, 算法的效率和鲁棒性的要求将更加苛刻. 在离线算法已经较为成熟的情况下, 学界也一直在探索实时的替代算法<sup>[41,61-62,87-88]</sup>. 随着手持三维扫描设备的普及, 室内场景重建近年来在学界得到了热切关注, 对于场景模型的语义结构分析能够辅助建模过程<sup>[87,89]</sup>, 其在增强现实、机器人等领域有着广阔应用前景. 同时, 基于点云序列的动态建模也是近年来的研究热点, 相比于有着广泛深入研究的静态曲面重建, 动态建模还处于刚刚起步阶段. 除了非刚性几何运动重建, 研究人员也开始针对一些特定模型的点云运动序列分析模型本身属性, 例如利用点云序列记录分析植物的生长过程<sup>[90]</sup>; 跟踪弹性变形物体点云序列, 估计模型无重力的参考形状和物理参数, 进而生成如图 10 所示新的真实感动画<sup>[91]</sup>: 这些研究开辟了动态点云分析的一个崭新研究方向.

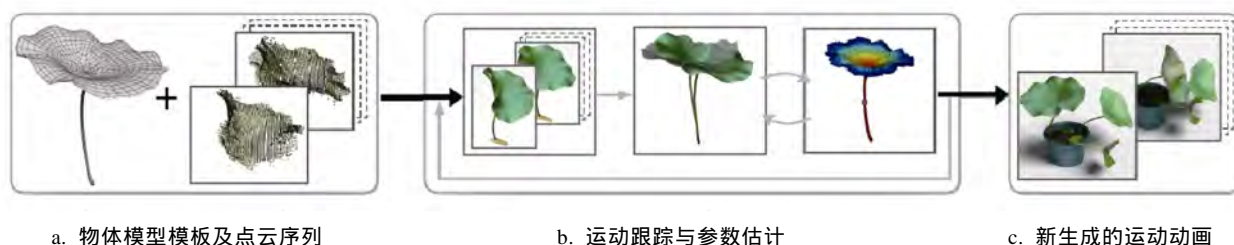


图 10 数据驱动的弹性物体运动跟踪与建模

## 参考文献(References):

- [1] Rusinkiewicz S, Hall-Holt O, Levoy M. Real-time 3D model acquisition[J]. ACM Transactions on Graphics. 2002, 21(3): Article No. 438
- [2] Kolb A, Barth E, Koch R, *et al.* Time-of-flight sensors in computer graphics[C] // Proceedings of the Eurographics(state-of-the-art report). Aire-la-Ville: Eurographics Association Press, 2009: 119-134
- [3] Besl P J, Mckay N D. A method for registration of 3-D shapes[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 1992, 14(2): 239-256
- [4] Rusinkiewicz S, Levoy M. Efficient variants of the ICP algorithm[C] // Proceedings of International Conference on 3-D Digital Imaging and Modeling. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2001: 145-152
- [5] Bouaziz S, Tagliasacchi A, Pauly M. Sparse Iterative Closest Point[J]. Computer Graphics Forum. 2013, 32(5): 113-123
- [6] Rusu R B, Blodow N, Beetz M. Fast point feature histograms (FPFH) for 3D registration[C] // Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Los Alamitos: IEEE Computer Society Press: IEEE, 2009: 3212-3217
- [7] Steder B, Rusu R B, Konolige K, *et al.* Point feature extraction on 3D range scans taking into account object boundaries[C] // Proceedings of International Conference on Robotics and Automation. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2011: 2601-2608
- [8] Rusu R B, Bradski G, Thibaux R, *et al.* Fast 3D recognition

- and pose using the viewpoint feature histogram[C] //Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2010: 2155-2162
- [9] Yulan G, Sohel F, Bannamoun M, *et al.* An accurate and robust range image registration algorithm for 3D object modeling[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2014, 16(5): 1377-1390
- [10] Aiger D, Mitra N J, Cohen-Or D. 4-points congruent sets for robust pairwise surface registration[J]. ACM Transactions on Graphics, 2008, 27(3): Article No. 85
- [11] Brown B J, Rusinkiewicz S. Global non-rigid alignment of 3-D scans[J]. ACM Transactions on Graphics, 2007, 26(3): Article No. 21
- [12] Brown B J, Rusinkiewicz S. Non-rigid range-scan alignment using thin-plate splines[C] //Proceedings of IEEE 2nd International Symposium on 3D Data Processing, Visualization and Transmission. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2004: 759-765
- [13] Li H, Vouga E, Gudym A, *et al.* 3D self-portraits[J]. ACM Transactions on Graphics, 2013, 32(6): Article No. 187
- [14] Li H, Adams B, Guibas L J, *et al.* Robust single-view geometry and motion reconstruction[J]. ACM Transactions on Graphics, 2009, 28(5): Article No. 175
- [15] Myronenko A, Xubo S. Point set registration: coherent point drift[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(12): 2262-2275
- [16] Tam G K L, Zhi-Quan C, Yu-Kun L, *et al.* Registration of 3D point clouds and meshes: a survey from rigid to nonrigid[J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2013, 19(7): 1199-1217
- [17] Connolly C. The determination of next best views[C] //Proceedings of IEEE International Conference In Robotics and Automation. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 1985 : 432--435
- [18] Vasquez-Gomez J I, Lopez-Damian E, Sucar L E. View planning for 3D object reconstruction[C] // Proceedings of International Conference on Intelligent Robots and Systems. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2009: 4015-4020
- [19] Kriegel S, Rink C, Bodenm U Ller T, *et al.* Efficient next-best-scan planning for autonomous 3D surface reconstruction of unknown objects[J]. Journal of Real-Time Image Processing, 2013: 1-21
- [20] Wu S, Sun W, Long P, *et al.* Quality-driven poisson-guided autoscanning[J]. ACM Transactions on Graphics, 2014, 33(6): Article No. 203
- [21] Yan F, Sharf A, Lin W, *et al.* Proactive 3D scanning of inaccessible parts[J]. ACM Transactions on Graphics, 2014, 33(4): Article No. 157
- [22] Hoppe H, Deroose T, Duchamp T, *et al.* Surface reconstruction from unorganized points[C] //Proceedings of the 19th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques. New York: ACM Press, 1992: 71-78
- [23] Huang H, Wu S, Gong M, *et al.* Edge-aware point set resampling[J]. ACM Transactions on Graphics, 2013, 32(1): Article No. 176
- [24] Mullen P, De Goes F, Desbrun M, *et al.* Signing the unsigned: robust surface reconstruction from raw pointsets[J]. Computer Graphics Forum, 2010, 29(5): 1733-1741
- [25] Huang H, Li D, Zhang H, *et al.* Consolidation of unorganized point clouds for surface reconstruction[J]. ACM Transactions on Graphics, 2009, 28(5): Article No. 176
- [26] Pauly M, Gross M, Kobbelt L P. Efficient simplification of point-sampled surfaces[C] //Proceedings of the conference on Visualization. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2002: 163-170
- [27] Alexa M, Behr J, Cohen-Or D, *et al.* Point set surfaces[C] // Proceedings of the Conference on Visualization. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2001: 21-28
- [28] Lipman Y, Cohen-Or D, Levin D, *et al.* Parameterization-free projection for geometry reconstruction[J]. ACM Transactions on Graphics, 2007, 26(3): Article No. 22
- [29] Preiner R, Mattausch O, Arkan M, *et al.* Continuous projection for fast L1 reconstruction[J]. ACM Transactions on Graphics, 2014, 33(4): Article No. 47
- [30] Amenta N, Kil Y J. Defining point-set surfaces[J]. ACM Transactions on Graphics, 2004, 23(3): Article No. 264
- [31] Zwicker M, Pfister H, van Baar J, *et al.* EWA splatting[J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2002, 8(3): 223-238
- [32] Heinze S, Wolf J, Kanamori Y, *et al.* Motion blur for EWA surface splatting[J]. Computer Graphics Forum, 2010, 29(2): 733-742
- [33] Bunnell M. Dynamic ambient occlusion and indirect lighting[M]. GPU Gems 2: Programming Techniques for High-Performance Graphics and General-Purpose Computation, San Francisco: Addison-Wesley, 2005.
- [34] Dachsbacher C, Vogelsgang C, Stamminger M. Sequential point trees[J]. ACM Transactions on Graphics, 2003, 22(3): Article No. 657
- [35] Weyrich T, Heinze S, Aila T, *et al.* A hardware architecture for surface splatting[J]. ACM Transactions on Graphics, 2007, 26(3): Article No. 90
- [36] Katz S, Tal A, Basri R. Direct visibility of point sets[J]. ACM Transactions on Graphics, 2007, 26(3): Article No. 24
- [37] Tagliasacchi A, Zhang H, Cohen-Or D. Curve skeleton extraction from incomplete point cloud[J]. ACM Transactions on Graphics, 2009, 28(3): Article No. 71
- [38] Cao J, Tagliasacchi A, Olson M, *et al.* Point cloud skeletons via Laplacian based contraction[C] // Proceedings of Shape Modeling International Conference. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2010: 187-197
- [39] Natali M, Biasotti S, Patan E G, *et al.* Graph-based representations of point clouds[J]. Graphical Models, 2011, 73(5): 151-164
- [40] Livny Y, Yan F, Olson M, *et al.* Automatic reconstruction of tree skeletal structures from point clouds[J]. ACM Transactions on Graphics, 2010, 29(6): Article No. 151
- [41] Wei X, Zhang P, Chai J. Accurate realtime full-body motion capture using a single depth camera[J]. ACM Transactions on Graphics, 2012, 31(6): Article No. 188
- [42] Huang H, Wu S, Cohen-Or D, *et al.* L1-medial skeleton of point cloud[J]. ACM Transactions on Graphics, 2013, 32(4): Article No. 65
- [43] Berger M, Tagliasacchi A, Seversky L M, *et al.* State of the art in surface reconstruction from point clouds[J]. Eurographics STAR, 2014: 161-185



- [44] Amenta N, Choi S, Dey T K, *et al.* A simple algorithm for homeomorphic surface reconstruction[C] // Proceedings of the 16th Annual Symposium on Computational Geometry. New York: ACM Press, 2000: 213-222
- [45] Dey T K, Goswami S. Provable surface reconstruction from noisy samples[J]. *Computational Geometry*, 2006, 35(12): 124-141
- [46] Dey T K, Goswami S. Tight cocone: a water-tight surface reconstructor[C] // Proceedings of the 8th ACM Symposium on Solid Modeling and Applications. New York: ACM Press, 2003: 127-134
- [47] Cazals F, Giesen J. Delaunay triangulation based surface reconstruction: Ideas and algorithms[M]. New York: Springer, 2006: 231-273
- [48] Dey T K, Wang L. Voronoi-based feature curves extraction for sampled singular surfaces[J]. *Computers & Graphics*, 2013, 37(6): 659-668
- [49] Ga, Guennebaud L, Gross M. Algebraic point set surfaces[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2007, 26(3): Article No. 23
- [50] öztireli A C, Guennebaud G, Gross M. Feature preserving point set surfaces based on non-linear kernel regression[J]. *Computer Graphics Forum*, 2009, 28(2): 493-501
- [51] Ohtake Y, Belyaev A, Alexa M, *et al.* Multi-level partition of unity implicit surfaces[J]. *ACM Transactions on Graphics*. 2003, 22(3): Article No. 463
- [52] Nagai Y, Ohtake Y, Suzuki H. Smoothing of partition of unity implicit surfaces for noise robust surface reconstruction[J]. *Computer Graphics Forum*, 2009, 28(5): 1339-1348.
- [53] Carr J C, Beatson R K, Cherrie J B, *et al.* Reconstruction and representation of 3D objects with radial basis functions[C] // Proceedings of the 28th ACM Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques. New York: ACM Press, 2001: 67-76
- [54] Süßmuth J, Meyer Q, Greiner G. Surface reconstruction based on hierarchical floating radial basis functions[J]. *Computer Graphics Forum*, 2010, 29(6): 1854-1864
- [55] Kazhdan M, Bolitho M, Hoppe H. Poisson surface reconstruction[C] // Proceedings of the 4th EuroGraphics Symposium on Geometry Processing. Aire-la-Ville : EuroGraphics Association Press, 2006: 61-70
- [56] Zhou K, Gong M, Huang X, *et al.* Data-parallel octrees for surface reconstruction[J]. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2011, 17(5): 669-681
- [57] Kazhdan M, Hoppe H. Screened poisson surface reconstruction[J]. *ACM Transactions on Graphics*. 2013, 32(3): Article No. 29
- [58] Sharf A, Lewiner T, Shklarski G, *et al.* Interactive topology-aware surface reconstruction[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2007, 26(3): Article No. 43
- [59] Yin K, Huang H, Zhang H, *et al.* Morfit: interactive surface reconstruction from incomplete point clouds with curve-driven topology and geometry control[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2014, 33(6): Article No. 202
- [60] Izadi S, Kim D, Hilliges O, *et al.* KinectFusion: real-time 3D reconstruction and interaction using a moving depth camera[C] // Proceedings of the 24th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology. New York: ACM Press, 2011: 559-568
- [61] Chen J, Bautembach D, Izadi S. Scalable real-time volumetric surface reconstruction[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2013, 32(4): Article No. 113
- [62] Nießner M, Zollhöfer M, Izadi S, *et al.* Real-time 3D reconstruction at scale using voxel hashing[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2013, 32(6): Article No. 169
- [63] Shao T, Xu W, Zhou K, *et al.* An interactive approach to semantic modeling of indoor scenes with an RGBD camera[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2012, 31(6): Article No. 136
- [64] Nan L, Xie K, Sharf A. A search-classify approach for cluttered indoor scene understanding[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2012, 31(6): Article No. 137
- [65] Kim Y M, Mitra N J, Yan D, *et al.* Acquiring 3D indoor environments with variability and repetition[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2012, 31(6): Article No. 138
- [66] Chen K, Lai Y, Wu Y, *et al.* Automatic semantic modeling of indoor scenes from low-quality RGB-D data using contextual information[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2014, 33(6): Article No. 208
- [67] Li Y, Dai A, Guibas L, *et al.* Database-assisted object retrieval for real-time 3D reconstruction[OL]. [2015-07-01]. <http://www.graphics.stanford.edu/~niess-ner/li2015database.html>
- [68] Musialski P, Wonka P, Aliaga D G, *et al.* A survey of urban reconstruction[J]. *Computer Graphics Forum*, 2013, 32(6): 146-177
- [69] Zheng Q, Sharf A, Wan G, *et al.* Non-local scan consolidation for 3D urban scenes[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2010, 29(4): Article No. 94
- [70] Nan L, Sharf A, Zhang H, *et al.* SmartBoxes for interactive urban reconstruction[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2010, 29(4): Article No. 93
- [71] Vanegas C A, Aliaga D G, Benes B. Automatic extraction of manhattan-world building masses from 3D laser range scans[J]. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2012, 18(10): 1627-1637
- [72] Furukawa Y, Curless B, Seitz S M, *et al.* Manhattan-world stereo[C] // Proceedings of Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2009: 1422-1429
- [73] Arikian M, Schw M, Rzlér, *et al.* O-snap: optimization-based snapping for modeling architecture[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2013, 32(1): Article No. 6
- [74] Li Y, Zheng Q, Sharf A, *et al.* 2D-3D fusion for layer decomposition of urban facades[C] // Proceedings of International Conference on Computer Vision. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2011: 882-889
- [75] Poullis C, You S. Photorealistic large-scale urban city model reconstruction[J]. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2009, 15(4): 654-669
- [76] Zhou Q, Neumann U. 2. 5D building modeling with topology control[C] // Proceedings of Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2011: 2489-2496
- [77] Zhou Q, Neumann U. 2. 5D dual contouring: a robust approach to creating building models from Aerial LiDAR point clouds[C] // Proceedings of the 11th European Conference on Computer Vision. Berlin: Springer, 2010: 115-128
- [78] Ju T, Losasso F, Schaefer S, *et al.* Dual contouring of Hermite

- data[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2002, 21(3): Article No. 339
- [79] Mitra N J, Fl S, Ry, *et al.* Dynamic geometry registration[C] //Proceedings of the 5th Eurographics Symposium on Geometry Processing. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2007: 173-182
- [80] Sharf A, Alcantara D A, Lewiner T, *et al.* Space-time surface reconstruction using incompressible flow[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2008, 27(5): Article No. 110
- [81] Wand M, Jenke P, Huang Q, *et al.* Reconstruction of deforming geometry from time-varying point clouds[C] //Proceedings of the 5th Eurographics Symposium on Geometry Processing. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2007: 49-58
- [82] Wand M, Adams B, Ovsjanikov M, *et al.* Efficient reconstruction of nonrigid shape and motion from real-time 3D scanner data[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2009, 28(2): Article No. 15
- [83] Weise T, Bouaziz S, Li H, *et al.* Realtime performance-based facial animation[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2011, 30(4): Article No. 77
- [84] Li H, Yu J, Ye Y, *et al.* Realtime facial animation with on-the-fly correctives[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2013, 32(4): Article No. 42
- [85] Zollhofer M, Nießner M, Izadi S, *et al.* Real-time non-rigid reconstruction using an RGB-D camera[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2014, 33(4): Article No. 156
- [86] Zwicker M, Pauly M, Knoll O, *et al.* Pointshop 3D: an interactive system for point-based surface editing[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2002, 21(3): Article No. 322
- [87] Zhang Y, Xu W, Tong Y, *et al.* Online structure analysis for real-time indoor scene reconstruction[OL]. [2015-07-01]. <http://kunuzhou.net/2014/indoorscan.pdf>
- [88] Wu C, Zollh O Fer M, Nießner M, *et al.* Real-time shading-based refinement for consumer depth cameras[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2014, 33(6): Article No. 200
- [89] Sharf A, Huang H, Liang C, *et al.* Mobility-trees for indoor scenes manipulation[J]. *Computer Graphics Forum*, 2014, 33(1): 2.
- [90] Li Y, Fan X, Mitra N J, *et al.* Analyzing growing plants from 4D point cloud data[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2013, 32(6): Article No. 157
- [91] Wang B, Wu L, Yin K, *et al.* Deformation capture and modeling of soft objects[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2015, 34(4): Article No. 94