

点云数据重建的最新进展与构想

南亮亮 陈宝权

Contact: liangliang.nan@gmail.com

摘要: 测量技术的快速发展使得对现实世界物体表面采样越来越容易,已经能够快速准确地获取大型复杂物体表面的点云数据。这些数据通常具有严重的噪声和不完整等特点,现有的重建方法远不能满足应用的要求。本文对点云数据重建的最近进展进行了阐述,针对复杂几何体的点云数据,提出了一种基于语义的重建构想,通过建立点云数据的语义表述,采用基本几何形体对点云进行拟合,该方法重建获得的模型具有精度高、数据量小、有利于编辑等优点。

关键词: 点云, 语义, 曲面重建

1 引言

点云数据是对现实世界物体形状最自然的表示方法之一,但是它仅能表示物体的几何属性,而不能表示物体的拓扑以及纹理等信息。如何利用有限的三维采样获得完整的三维几何?毫无疑问,唯一的途径是重建。目前,通过激光扫描重建机械零件三维数字化模型的技术已经相对较为成熟,取得了广泛的应用。近些年来,随着三维测量技术的进一步发展,已经有多种成熟的测量设备能够高速获取现实场景的三维点云数据。例如加拿大 Optech 公司的 Lynx 车载三维激光扫描系统^[1]和英国 3D Laser Mapping 公司的 StreetMapper^[2]等。测量技术的进步也使得测量设备向着高效率、小体积、低成本的方向发展^[3]。不难想象,这些设备不久就会走进大庭广众,三维数字图像将和二维数字图像一样普遍。这将会带来一场革命,如同二维数字影像技术的开始普及一样。随着三维激光扫描技术的进步,各种激光扫描设备也被用于获取城市场景三维数据,很对研究者们将注意力集中在大规模复杂场景的测量与重建^[4, 5, 6]。但是,由于测量条件的限制导致测量数据经常存在严重的噪声,同时现实物体的复杂性也决定了测量过程中的遮挡问题不可避免,因此测量得到的数据通常也是不完整的,存在部分数据缺失。如何在这样的测量数据的基础上恢复现实世界物体的几何模型成为计算机图形学和视觉领域研究的热点。

本文主要介绍近几年点云数据重建取得的最新进展,分析现有方法的优点和面临的主要困难,指出点云重建的发展方向,提出了一种基于语义的重建构想。

2 点云数据重建研究进展

从上世纪 70 年代开始,点云数据的获取与处理得到了广泛的研究,研究成果已经广泛的应用于逆向工程,为机械产品的设计和制造带来了根本性的变革。为了保证制造精度的要求,机械设计中通常以生成光滑连续的参数曲面为目标。然而在虚拟现实、计算机动画等应用中,为充分发挥图形硬件处理的优势,通常需要重建出物体的多边

形网格模型。到目前为止,已有的大部分点云数据处理和网格重建方法(特别是对于大规模复杂场景的重建)依然停留在较低的层次^[7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15],处理过程过多地依赖人工交互。一般情况下,现有方法重建出的网格模型通常由大量多边形面片构成。例如如图 1 立方体点云的重建结果中包含了 3072 个三角面片,然而实际上 6 个四边形足以准确无误地对图中的几何形体进行描述。传统的三角剖分的方法获得的网格模型数据量巨大,这给数据的存储、传输和渲染等应用也提出了较高的要求。另外,传统的方法对于具有尖锐棱角特征的几何体的点云数据,重建结果在棱角处不够理想(图 2),往往要求对重建的模型进行进一步的处理^[16, 17],这无疑增加了模型后续处理的难度和工作量。

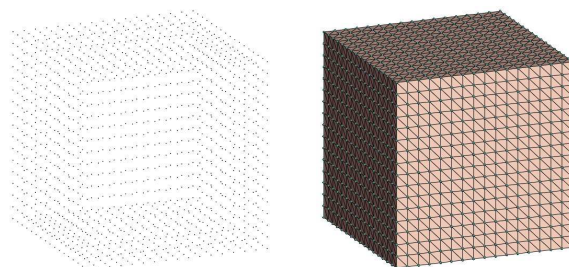


图 1 立方体点云重建得到的三角网格模型

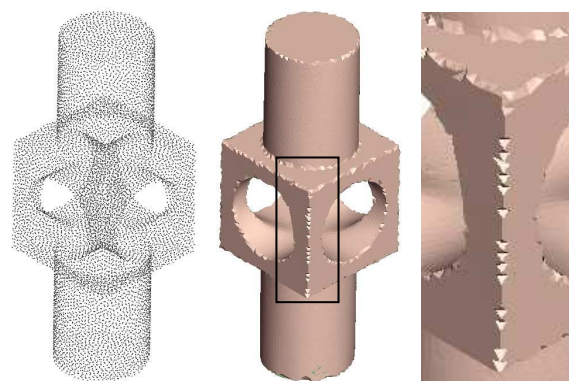


图 2 带尖锐棱角特征几何体点云的重建

文献^[18]主要针对建筑物测量得到的点云数据,充分利用绝大多数建筑物由平面构成这一先验知识,首先通过平面聚类的方法识别建筑物的所有平面组分,然后再将这些

平面拼接成一个封闭的多面体网格模型。对于不完整的点云数据,通过自动检测点云的边界,引导用户恢复缺失的平面。该方法重建出的模型不像传统的三角剖分的方法获得的模型具有成千上万三角面片,重建出的模型具有精度高、数据量小、表示简单的特点。然而该方法仅能重建平面类型的几何体,而对于包含球面、圆柱和圆锥等二次曲面特征的扫描数据,必须寻找相应的基本几何体聚类方法。

各种基于 RANSAC (Random Sample Consensus) 的方法^[19, 20, 21, 22],是在统计的基础上对点云中的基本几何体进行识别和提取。这类方法首先在点集中任选满足拟合某种特定类型几何体的最小数目要求的若干点,利用这些点计算该类型几何体的参数,然后利用其余点对该几何体进行投票,所得票数较多的几何体即为点云所描述的待重建的基本几何体(图 3)。这类方法重建前不需要对点云数据进行分割,并且对于噪声不敏感。主要缺点在于当某一特定类型几何体的采样点数目在整个点云中所占比例较小时,算法需要在整个点云中进行搜索,效率较低。

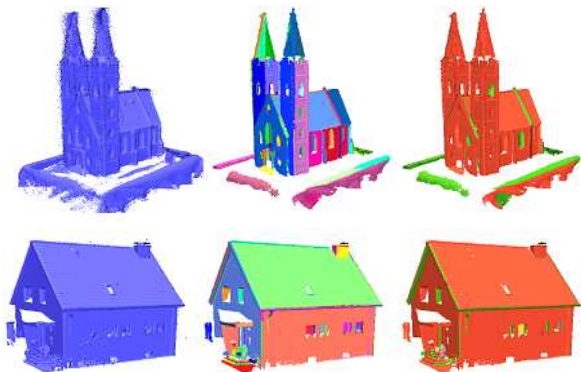


图 3 基于 RANSAC 的方法从建筑物点云中提取出的基本几何体^[21]

Philipp 等^[23]人利用 RANSAC 的方法从点云中提取出基本几何体,然后对每个基本几何体依次提取轮廓候选点,并通过最小化一个能量函数来优化这些边界轮廓,最后以优化后的边界作为指导重构出网格模型(图 4)。该方法对每个基本几何体的边界单独进行优化,而没有考虑相交两个几何体之间的约束,因此优化后相邻的几何体的轮廓未必完全重合,导致重建的模型在基本几何体的拼接处可能存在缝隙。

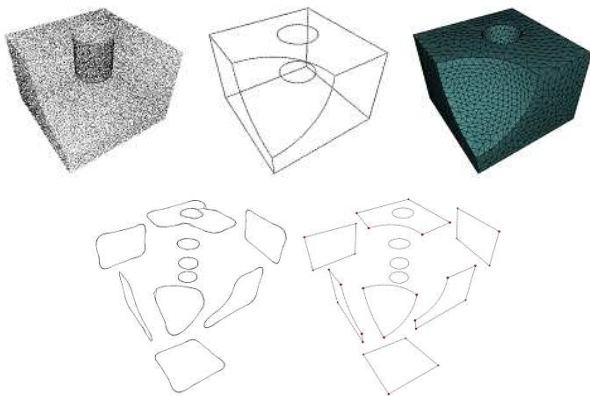
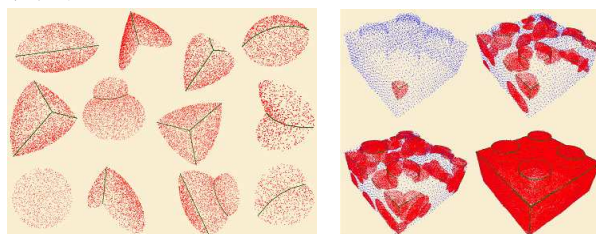


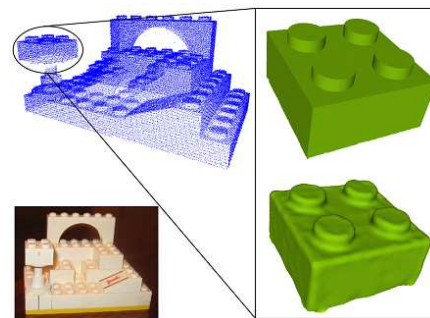
图 4 基于边界轮廓优化的重建^[23]

Ran 等人提出了一种基于局部形状实例的重建方法^[24]。他们首先从众多标准模型中提取出一组标准的局部形状作为模板,如图 6-a 所示,这些局部形状均带有法向量和特征分类信息。然后将待重建点云数据的邻域与标准局部形状模板进行多尺度匹配,以最为吻合的局部形状作为重建后的形状描述。由于局部形状模板所提供的法向量和特征分类信息能有效地补充点云数据信息的不足,因此该方法能够区分有效点集与噪声、区分数据中较小的缝隙和点云边界,重建出的表面模型能够保持输入点云的尖锐棱角特征。主要不足在于,该方法的重建结果对局部标准形状模板的依赖较强,由于所采用的形状模板是对点云形状的局部描述,当数据存在较大面积缺失,或点云形状复杂而找不到匹配的局部形状模板时,该方法无法对其进行补全。另外,局部形状匹配过程比较耗时,算法效率不高(重建点数在 24000~60000 之间的点云大概耗时 30 分钟到 2 个小时)。



a 局部形状实例

b 实例匹配增强



c 重建结果

图 5 基于局部形状实例的重建^[24]

3 基于语义的复杂点云数据重建

点云重建的难点在于计算机无法对其所描述的几何体形成有效的理解。例如,从建筑物点云中提取一面墙上的窗户,这对于人类的视觉感知来说是一个非常简单的任务,但对于计算机而言,在图形学中仍然是难以逾越的障碍。这主要是因为我们所面对的点云数据仅仅包含待重建物体表面的三维几何采样数据,除此之外没有任何可供参考的结构信息,特别是对其语义的描述。所谓语义的表述,是指对几何体的一种更高级别的、抽象的、更接近于人类理解的描述,它既包含对点云中几何体类别和特征的表示,更主要的是对其中多个几何体之间相互关系和约束的表达。例如对于图 6 中点云所描述的几何体,可以用一个多面体和位于该多面体上表面的两个圆柱体加以描述。这样的描述能够帮助计算机理解点云的结构,这对于重建过程

来说至关重要。对于复杂几何形体，特别是对诸如城市建筑物这样的大规模复杂场景的扫描数据，由于测量条件的限制使得测量数据通常包含严重的噪声，并且被测物体的复杂性使得遮挡不可避免，测量得到的点云数据通常是不完整的，在没有语义描述情况下的重建几乎是不可能。

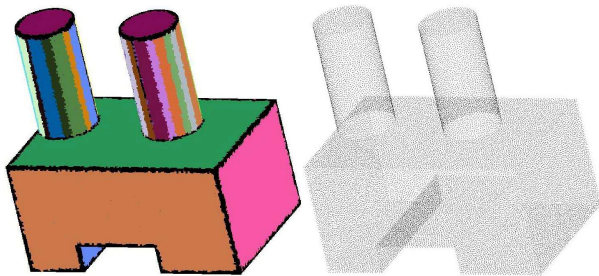


图 6 由一个多面体和两个圆柱组成的几何体

对点云的识别与理解并形成基于形体与功能的描述是一个对场景整体与局部、二维与三维、几何与功能交织循环考虑的过程。目前主要局限于模型的基本特征（线、面等基本几何元素以及几何体的对称性^[25, 26, 27]和规则性^[28]等），这与计算机视觉中侧重物体局部特征的识别相类似，属于较低层次的理解。我们拟通过分析场景中各个形体的几何与拓扑信息，以及它们之间的关联特征（例如在城市场景中考虑城市的规划与布局、建筑物的设计规则以及树木的生物学特征等），识别出场景中物体的种类，实现计算机对大规模复杂场景的理解，并在此基础上建立场景中几何体的形状、拓扑结构和相互约束的基于语义的表述。在此基础上，重建的问题也就自然得到了解决。

到目前为止，基于语义的建模已经在建筑物和城市场景建模方面取得了一些成果^[29, 30, 31, 32]。其中文献^[29, 31]在对城市场景进行语义描述的基础上，通过特定的形状语法规则能够实现对城市场景中建筑物、墙面以及街道的快速建模，以该思想作为指导开发了城市场景的建模软件 CityEngine^[33]，该软件现已广泛应用于影视制作。但是，该类方法仅是一种在没有测量数据的情况下建模的方法，因此得到的模型和现实场景存在一定的差别，真实度不够，只能用于生成虚拟的城市场景，而很难重建真实城市场景中各种建筑物的复杂形状变化和结构模式。要针对现实城市场景构建其逼真的三维模型，必须对城市场景进行测量获得相应的点云数据进行重建。如何将这一方法和基于点云的重建相结合是一个值得研究的课题。

对于测量得到的点云数据，到目前为止还没有学者明确地提出基于语义的建模策略。现有的与基于语义建模策略相关的大部分方法都是首先将点云分解为若干简单几何形体分别进行重建，然后通过拼接形成完整的几何模型。这些方法通常需要在重建前对点云进行有意义的分割^[34, 35, 36, 37, 38, 39]。一般来说，分割的结果有利于点云的识别和理解。而反过来看，对点云的识别和理解是实现点云自动分割的前提，两者互相牵制，互为因果，难以解决。

在对点云进行处理的过程中，如何将点云的语义描述施加于重建过程是该方法需要解决的关键问题。一种最

为简单且直接的途径是采用交互的方法，即用户交互地在点云中选取若干点，并告知这些点所属几何体的类型。然后算法在这些点及其周围的点集中搜索出一个最优的符合语义所描述类型的几何体实例（图 7）。在对点云的语义描述中，不仅要描述基本几何体的类型，我们更强调对基本几何体之间的相对位置以及他们之间约束的描述。例如，在城市建筑物的点云中，通常墙壁总是垂直于地面、窗户的两个竖直边相互平行等。这些基本几何体之间的约束关系也可以通过交互的方式输入。

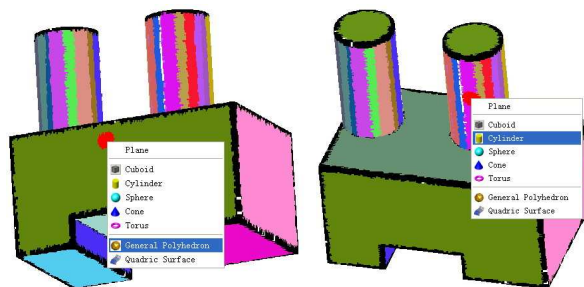


图 7 基于语义的重建方法

4 结论

对于复杂几何体和现实场景的重建是图形学和计算机视觉研究的热点问题之一，对于点云的理解是这两个学科发展的主要趋势。我们提出了基于语义的点云数据重建方法，为当前复杂点云数据的重建指出了一条新的具有潜力的途径。在实现过程中，我们强调尽可能减少人工干预，但这并不是一味地追求完全自动化的重建，而是严格地区分重建中人和计算机的角色分配。少许的人工交互可以用来帮助计算机理解点云的结构，帮助建立待重建模型的语义表述，而将繁杂冗长的操作交由计算机完成。人的高智能的认知能力和计算机的运算能力相结合，只有这样，才能够极大地提高重建的精度和效率。

参考文献

- [1] http://www.optech.ca/press_LYNX_Release.htm
- [2] <http://www.streetmapper.net/>
- [3] <http://www2.imm.dtu.dk/~rl/tof-cv/>
- [4] MIT City Scanning, <http://city.csail.mit.edu/>
- [5] Fast 3D City Model Generation, <http://www-video.eecs.berkeley.edu/~avz/3d/3d.html>
- [6] 4D Cities, <http://www.cc.gatech.edu/4d-cities/dhtml/index.html>
- [7] Boissonnat J D. Geometric structures for three dimensional shape representation. ACM Transactions on Graphics, Vol. 3, No. 4, 1984, pp. 266-286
- [8] Amenta N, Bern M, Kamvysselis M. A new Voronoi-based surface reconstruction algorithm. In: Cohen MF ed. Proceedings of the SIGGRAPH'98.

-
- Danvers: Addison-Wesley Publishing Company, 1998. pp. 415-421
- [9] Amenta N, Choi S, Kolluri R K. The power crust. In: Proceedings of sixth ACM Symposium on Solid Modeling. New York: ACM Press, 2001, pp. 249-260
- [10] Dey T K, Giesen J, Hudson J. Delaunay based shape reconstruction from large data. In: Proceedings of the IEEE 2001 symposium on parallel and large-data visualization and graphics. Piscataway: IEEE Press, 2001, pp. 19-27
- [11] Dey T K, Goswami S. Tight cocone: a water-tight surface reconstructor. In: Proceedings of the eighth ACM symposium on solid modeling and applications. New York: ACM Press, 2003, pp. 127-134
- [12] Bajaj C L, Bernardini F, Xu G L. Automatic reconstruction of surfaces and scalar fields from 3D scans. In: Cook R ed. Proceedings of the SIGGRAPH'95. Danvers: Addison-Wesley Publishing Company, 1995. pp. 109-118
- [13] Gopi M, Krishnan S, Silva C T. Surface reconstruction based on lower dimensional localized Delaunay triangulation. Computer Graphics Forum, Vol. 19, No. 3, 2000, pp. 467-478
- [14] Hoppe H, DeRose T, Duchamp T, McDonald J, Stuetzle W. Surface reconstruction from unorganized points. In: Proceedings for the SIGGRAPH'92. New York: ACM Press, 1992, pp. 71-78
- [15] Carr J C, Beatson P K, Cherrie J B, Mitchell T J, Fright W R, McCallum B C, Evans T R. Reconstruction and Representation of 3D Objects with Radial Basis Functions. SIGGRAPH'01, pp. 67-76
- [16] Marco A, Bianca F, Michela S, Jarek R. Sharpen&Bend: Recovering curved edges in triangle meshes produced by feature-insensitive sampling. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics (TVCG), Vol. 11, No. 2, 2005, pp. 181-192
- [17] Wang C L. Bilateral Recovering of Sharp Edges on Feature-Insensitive Sampled Meshes. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics. Vol. 12, No. 4, 2006, pp.629-639
- [18] Chen J, Chen B Q. Architectural Modeling from Sparsely Scanned Range Data. International Journal of Computer Vision, Vol. 78, No. 2-3, 2008, pp. 223-236
- [19] Fischler M A, Bolles R C. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography. Communications of the ACM, Vol. 24, No. 6, 1981, pp. 381-395
- [20] Bolles R C, Fischler M A. A ransac-based approach to model fitting and its application to finding cylinders in range data. In Proceedings of the 7th International Joint Conference on Artificial Intelligence, 1981, pp. 637-643.
- [21] Wahl R, Guthe M and Klein R. Identifying Planes in Point-Clouds for Efficient Hybrid Rendering. Proceedings of The 13th Pacific Conference on Computer Graphics and Applications, 2005, pp. 1-8
- [22] Schnabel R, Wahl R, Klein R, Efficient RANSAC for point-cloud shape detection. Computer Graphics Forum, Vol. 26, No. 2, 2007, pp. 214-226.
- [23] Jenke P, Krückeberg B, Straßer W. Surface Reconstruction from Fitted Shape Primitives, Proceedings Vision, Modeling and Visualization (VMV '08), 2008
- [24] Gal R, Shamir A, Hassner T, Pauly M, Cohen-Or D. Surface reconstruction using local shape priors. Symposium on Geometry Processing, 2007, pp. 253-262
- [25] Podolak J, Shilane P, Golovinskiy A, Rusinkiewicz S and Funkhouser T. A Planar-Reflective Symmetry Transform for 3D Shapes. ACM Transactions on Graphics (SIGGRAPH 2006), August 2006
- [26] Mitra N J, Guibas L, Pauly M. Partial and Approximate Symmetry Detection for 3D Geometry, ACM SIGGRAPH, 2006, pp. 560-568
- [27] Martinet A, Soler C, Holzschuch N and Sillion F. Accurate Detection of Symmetries in 3D Shapes. ACM Transactions on Graphics, Vol. 25, 2006, pp. 439 -464
- [28] Pauly M, Mitra N J, Wallner J, Pottmann H and Guibas L. Discovering Structural Regularity in 3D Geometry, ACM Transactions on Graphics, Vol. 27, No. 3, 2008, pp. 1-118
- [29] Parish I H, Müller P. Procedural Modeling of Cities. Proceedings of SIGGRAPH 2001, Los Angeles, California, USA, August 12-17, 2001, pp. 301-308,
- [30] Wonka P, Wimmer M, Sillion F, Ribarsky W. Instant architecture. ACM Transactions on Graphics, Vol.22, No. 3, 2003, pp. 669-677
- [31] Müller P, Wonka P, Haegler S, Ulmer A, Gool L V. Procedural modeling of buildings. ACM

Transactions on Graphics, Vol. 25, No. 3, 2006, pp. 614-623

- [32] Lipp M, Wonka P, Wimmer M. Interactive visual editing of grammars for procedural architecture. ACM Transactions on Graphics, Vol. 27, No. 3, 2008, pp. 1-10
- [33] Procedural Inc. <http://www.procedural.com/>
- [34] Gumhold S, Wang X and MacLeod R. Feature Extraction from Point Clouds. Proceedings of 10th Int. Meshing Roundtable, Vol. 1, 2001, pp. 1-13
- [35] Benko P, Kós G, Várady T, Andor L and Martin R. Constrained Fitting in Reverse Engineering. Computer Aided Geometric Design, Vol. 19, No. 3, 2002. pp. 173-205
- [36] Pauly M, Keiser R and Gross M. Multi-scale Feature Extraction on Point-Sampled Surfaces. Computer Graphics Forum. Vol. 22, 2003, pp. 281-289
- [37] Vosselman G and Sithole G. Recognizing structure in laser scanner point clouds. Proceedings of Conference on Laser scanners for Forest and Landscape assessment and instruments, 2004. pp. 1-6
- [38] Hofer M, Odehnl B, Pottmann H, Steiner T and Wallner J. 3D shape recognition and reconstruction based on line element geometry. Proceedings of the Tenth IEEE International Conference on Computer Vision, 2005, pp. 1532-1538
- [39] Shakarji C M. Least-Squares Fitting Algorithms of the NIST Algorithm Testing System. Journal of Research of the National Institute of Standards and Technology. Vol. 106, No. 6, 1998, pp. 633-641

作者简介

南亮亮 男, 博士, 毕业于中国科学院沈阳自动化研究所, 现就职于数字所可视计算中心。研究兴趣包括: 点云数据重建、数字几何处理以及 CAD/CAM 等。