

文章编号 1004-924X(2009)04-0930-07

体素连通性的深度图像拉伸特征提取

赵翠莲, 范志坚, 孙 亮, 陈 昱

(上海大学 CIMS 和机器人中心, 上海 200072)

摘要: 针对深度图像中的拉伸特征, 提出一种基于体素连通性和区域生长的快速提取方法。利用线性八叉树结构建立深度图像数据的体素模型, 通过加入八叉树编码向栅格编码快速转换算法, 改进了体素邻域的搜索效率, 使计算时间可减少 50% 以上。在此基础上, 根据种子体素特定方向上的连通性进行区域生长, 然后利用阈值对生长结果进行判断并提取出拉伸特征数据。将该方法应用于实际船舶液舱深度数据提取, 并对提取结果和阈值选择进行了讨论。实验结果表明, 设定对比精度为 10^{-4} mm, 提取准确率达到了 90% 左右, 可用于点云切片法进行拉伸重构。

关键词: 深度图像; 体素; 拉伸特征; 连通性

中图分类号: TP391 文献标识码: A

Extrusion feature extraction of range image by voxel directed connectivity

ZHAO Cui-lian, FAN Zhi-jian, Sun Liang, Chen Yu

(CIMS & Robot Center, Shanghai University, Shanghai 200072, China)

Abstract: An extraction method based on voxel connectivity and region growth is proposed for the extrusion features of range images. A voxel model of range image data is established with linear octree codes, and a fast transforming algorithm from octree codes to grid codes is introduced to improve the efficiency of searching voxel neighbors, thereby the computing time has been reduced by 50%. Then, the region growth is carried out based on the connectivity of the seed voxel in a specific direction, and a threshold is used to judge the growth result to extract the extrusion feature data. Finally, the method is applied to the liquid cabin range image data of an actual ship and the results of the extraction and threshold option show that the extracting accuracy reaches about 90% when setting the comparison precision as 10^{-4} mm. The experimental results support a conclusion that the method can be used in a point-cloud cutting method to reconstruct the extrusion features.

Key words: range image; voxel; extrusion feature; connectivity

1 引言

通过激光扫描仪进行一次扫描可以得到一组点阵,每一点包含了相应场景上扫描点的距离信息,这组点阵被称为深度图像(range image)^[1]。三维激光扫描技术的发展较好地解决了传统测量方法速度慢、精度低、自动化程度不高等缺点^[2],同时使得各种大型、复杂场景的测量成为可能。但是,在所获得的场景深度图像中,往往包含如平面,折角面,柱面,自由曲面等多特征及多构件数据,测量对象和测量现场的复杂性和多样性给数字处理技术带来了挑战,研究实用的场景数据自动提取方法是近年来图像处理技术的研究重点之一。

所谓拉伸特征是指可以通过其特征线及拉伸方向直接重构 CAD 模型的结构,在场景图像中,拉伸结构往往和其他物体相互遮挡、邻接,因此,研究准确快速地提取拉伸结构具有现实意义。Benkő^[3]等根据拉伸面的法矢必然垂直于拉伸方向的理论,以拉伸面的法矢与未知拉伸方向间点积的平方和最小为目标,提取出拉伸方向,但该算法无法避免噪声数据对法矢估算造成的影响。柯映林^[4]等根据拉伸面的最小主曲率方向即为拉伸面的拉伸方向的理论,提出了基于最小主曲率方向的拉伸特征识别及提取算法,该方法对噪声的敏感度低,但是由于平面的最大最小主曲率都为零,所以该方法不适用于由平面组成的拉伸特征。

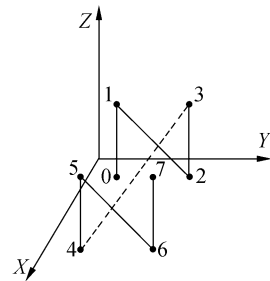
上述方法均需要对所有点的法矢、曲率等微分特征进行估算,这对于处理数据量大,内部结构复杂的场景深度图像来说是非常困难的。体素模型是用足够小的四面体或六面体等体素来近似表达物体的结构特征,常被用于地理信息系统(GIS)中表达复杂的地貌结构^[5]。本文借鉴其模型表达方式,针对三维场景深度图像建立立方体体素模型,并通过体素的连通特性及区域生长法提取出场景深度图像中的拉伸特征,以体素为处理对象,可以避免对排列无序、数据量巨大的点进行直接操作,大大减少了运算量。

2 深度图像数据体素化模型的建立

通过空间划分建立拓扑结构是处理深度图

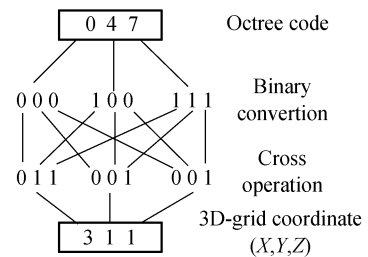
像数据时的有效手段,经过划分后的空间最小单元,也就是每个单元格可视为一个体素,每个体素中可能包括一个或者若干数据点。根据每个体素的位置编码,可以确定其在空间中与周围体素的邻接关系。

常用的空间划分方法有三维栅格、八叉树、K-D 树^[6]等结构。栅格结构编码简单高效,邻域搜索方便,但会因为存在无点的体素浪费存储空间。相对于三维栅格结构而言,八叉树结构具有更好的数据压缩性,其线性八叉树由于只记录叶节点的八进制编码,从而节省了更多的存储空间,但是其体素的邻域信息都需要通过多步位置编码的计算获得,所以搜索效率较低。本文融合二者结构的特点,综合利用八叉树结构的存储空间特性和栅格结构隐性的空间位置信息,在线性八叉树体素模型基础上,加入了线性八叉树编码的快速转换算法。



(a) 线性八叉树

(a) Linear octree code



(b) 解码方式

(b) Code conversion

图1 建立线性八叉树示例

Fig. 1 Demonstration of linear octree code

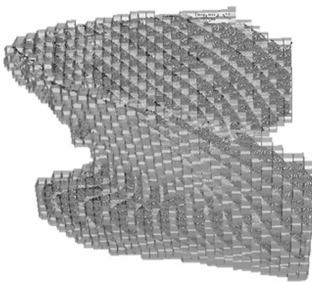
首先对深度数据建立线性八叉树拓扑结构,编码方式如图 1(a)所示,0~7 代表八叉树分解后 8 个子体素的八进制位置编码。对于空间分解后

的任一体素,将其完整位置编码中的每层编码进行位运算,最终可得到其栅格结构下的位置编码。以八叉树编码为“047”的体素为例,其解码方式如图 1(b)所示,可得到对应的栅格结构编码“3,1,1”,经过编码转换后,可直接利用其栅格结构代码确定邻域信息。

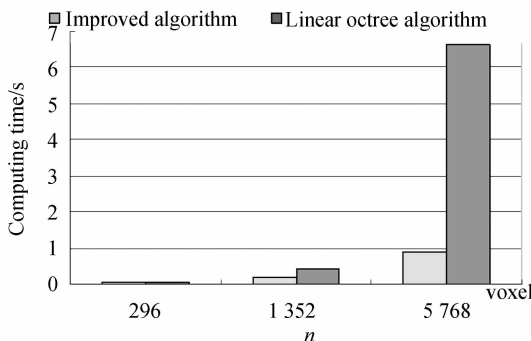
图 2(a)、(b)是以徕卡 HDS3000 型激光扫描仪扫描得到的油轮船首数据为例,用上述方法建立的体素模型。



(a) 油轮数据
(a) Data of tanker



(b) 体素模型
(b) Voxel model



(c) 两种算法的比较
(c) Comparison of two algorithms

图 2 建立体素模型

Fig. 2 Demonstration of voxel model

为了测试改进算法的有效性,图 2c 给出了改进前后的算法在不同划分深度下计算所有体素邻域信息的运行时间,测试平台为 CeleronM1.6G,512M。当体素数量为 296、1352、5768 时,线性八叉树算法消耗时间分别为 0.049、0.407、6.610 s;而改进算法的消耗时间为 0.047、0.188、0.906 s。可以看出,当体素数量较少时,两种算法消耗的时间差别不大,但随着线性八叉树划分深度的增加,体素数量急剧增大,线性八叉树算法的计算量及时间消耗也大幅增加;而改进算法中编码转换所消耗的时间要少得多,大大提高了特定邻域位置判断或 K 近邻搜索算法的效率。

3 拉伸特征提取

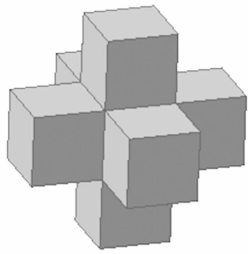
3.1 体素间的连通性

体素间的连通性是指某一体素与其周围 26 个(或有可能少于 26 个)邻域体素之间的连通关系。如图 3 所示,一体素与其邻域体素之间的邻接关系存在面邻域、边邻域和角邻域,同理,其连通关系有面连通、边连通和角连通。利用上述的体素的编码及转换方法,可以确定任一体素邻域中特定位置上的体素编码,若该位置的体素存在,则认为它们在该位置方向是连通的。

以函数 $f(x, y, z)$ 表示空间中某一位置体素存在标志,其中 (x, y, z) 为该体素在空间中的栅格结构编码。 $f(x, y, z)$ 为 1,表示该位置体素存在, $f(x, y, z)$ 为 0,表示该位置体素不存在,则其与邻域体素连通关系可表示为:

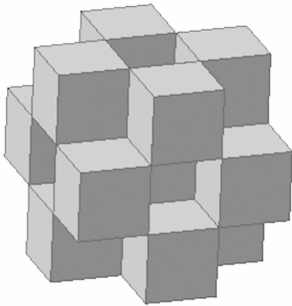
$$f(x+i, y+j, z+k) = \begin{cases} 1 & \text{连通} \\ 0 & \text{非连通} \end{cases}, \quad i, j, k \in \{-1, 0, 1\}$$

$$\text{其中 } i^2 + j^2 + k^2 = \begin{cases} 0 & \text{体素自身} \\ 1 & \text{面连通} \\ 2 & \text{边连通} \\ 3 & \text{角连通} \end{cases}$$



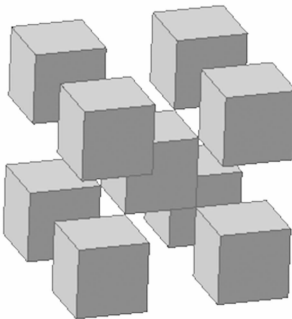
(a)面邻域

(a)Surface connection



(b)边邻域

(b)Edge connection



(c)角邻域

(c)Corner connection

图3 体素连通性

Fig. 3 Voxel connectivity

2.2 基于体素的有向区域生长

区域生长法是平面图像处理中常用的一种方法。杨前邦^[7]在处理平面图像时,利用了标记法进行边缘有向生长抽取线段。同样,可以根据深度图像中感兴趣的区域的分布特点,以空间数据的八叉树体素为单位,利用其邻域连通性进行有向生长来提取特定拉伸方向上的特征。

对数据集 \mathbf{R} ,应用体素连通性生长从中抽取

$\mathbf{R}_1, \mathbf{R}_2, \dots, \mathbf{R}_m$ 的算法可描述如下:

(1)在数据集 \mathbf{R} 中选取种子 v_1, v_2, \dots, v_m ,其中种子数 $m \geq 1$ 。

(2)定义 $v_i (i = 1 \sim m)$ 的有向邻域 $Nb(v_i)$,将种子 v_i 相应标记为 i_0 ;搜索种子的有向邻域 $Nb(v_i)$,如果符合条件的邻域存在,则将其归入 \mathbf{R}_i ,将此 $Nb(v_i)$ 标记为 i_1 ;如果符合条件的邻域不存在,则转而对种子 v_{i+1} 进行生长,生长的结果归入 \mathbf{R}_{i+1} ,并作相应标记。

(3)由标记可以得到每个种子在特定方向上的生长数即有向连通数。对具有拉伸特征的数据,设定最小有向连通数阈值 $NbNum$,对大于或等于此阈值的连通组标记为生长点并保留,对小于此阈值的连通组标记重新归为非生长点。

(4)对生长点连通组所包含的深度数据进行提取。

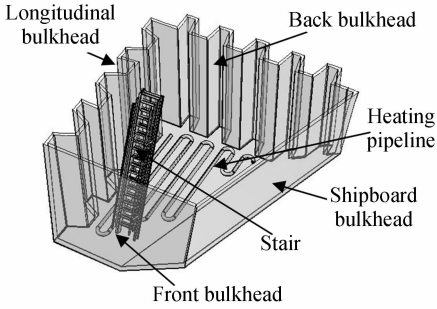
在实际场景深度图像中,拉伸特征多为外围的墙体立面或壁面,通过体素生长提取拉伸特征时,其生长的方向需要根据实际拉伸面的位置确定,但是经过数据倾斜校正处理,可将拉伸特征调整至坐标轴方向,这时可以利用体素在坐标轴方向上的面连通性进行生长并快速提取出拉伸特征。此外,种子的选取也是关键步骤之一,由于实际数据中存在着大量的干扰点,如果选择的单个种子点正好为干扰点,将无法生长出正确的结果。为了避免选到过多非拉伸特征的种子,本文在深度图像某方向上(对于经过倾斜校正的图像一般为坐标轴方向)长度的一半处建立假想平面,以该平面截取到的体素作为种子体素。

4 应用实例

本文以某一双底双壳油船的典型液舱深度图像对文中方法进行验证。图4所示为所采取对象的剖分示意图及实际采集的深度数据,由于测量原因,数据中存在噪点及部分数据缺失。这里以前舱壁及槽型舱壁组成的拉伸特征作为提取目标。

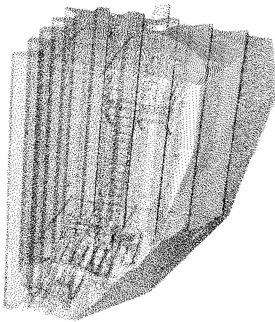
对倾斜校正后的点云数据,以线性八叉树结构建立体素模型后,选择 z 向为生长方向,在其 z

向长度一半处建立垂直与 z 轴的假想平面,平面所截体素作为种子体素。将所有种子体素沿 z 向进行面邻域连通性生长,并记录各连通组中的体素数量,如图 5 所示。



(a) 剖分示意图

(a) Demonstration of cabin model



(b) 实际采集的深度数据

(b) Actual range image data

图 4 液舱深度图像

Fig. 4 Range images of liquid cabin

将各连通组与预设阈值 $NbNum$ 进行对比,过滤掉非拉伸特征数据,根据符合连通数阈值的体素连通组及其所包含的点信息,提取出所需要的拉伸特征数据,如图 6 所示。

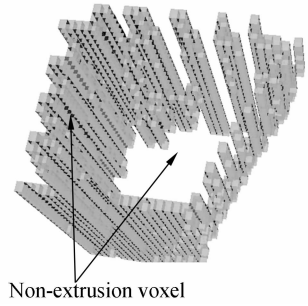
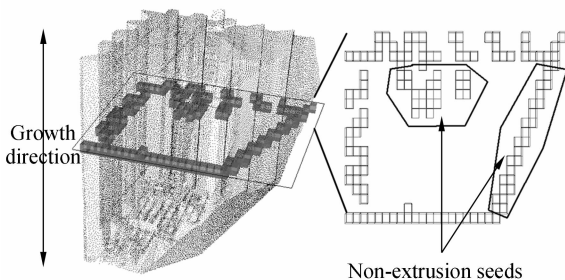


图 5 拉伸特征的提取

Fig. 5 Extraction of extrusion feature

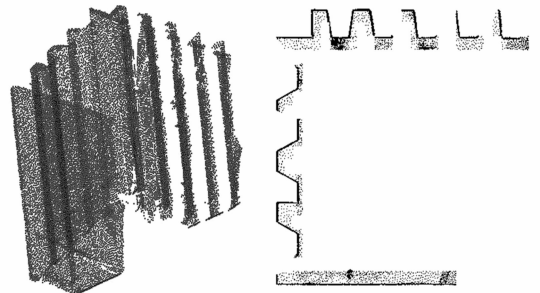


图 6 提取结果

Fig. 6 Extaction result

5 结果讨论

为了能够定量观察所用方法的自动提取效果,将其与手工提取结果进行了对比。手工提取虽然效率较低,但能够将噪点一一剔除,因此可近似作为提取标准。定义自动提取的数据为 R_a ,手工提取的数据为 R_m ,则准确率计算公式如下:

$$\text{准确率} = \frac{NOE(R_m \cap R_a)}{NOE(R_m \cup R_a)} \times 100\%$$

其中 $NOE(R)$ 是指集合 R 中的元素数。式中分子为正确提取部分,即两种提取结果相同的部分;分母中则包含两种错误数据:本应存在却不存在的“欠提取”部分,以及本不应存在却存在的“过提取”部分,它们的关系如图 7 所示。

设定对比点之间重合度容差为 10^{-4} mm,对文中实例进行准确率对比的效果如图 8 和图 9 所示,数据分析如表 1 所示。

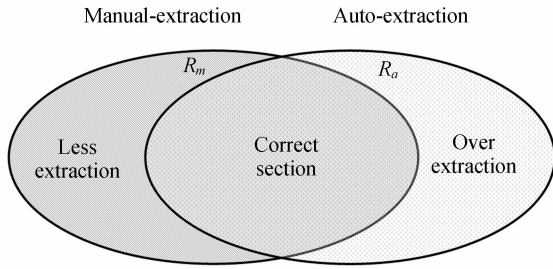


图 7 欠提取与过提取的关系

Fig. 7 Relationship of less extraction and over extraction

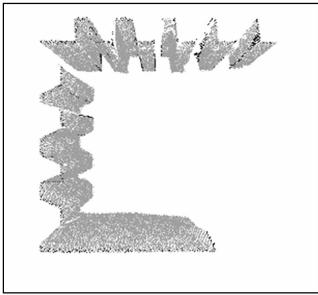


图 8 Manual-Extraction

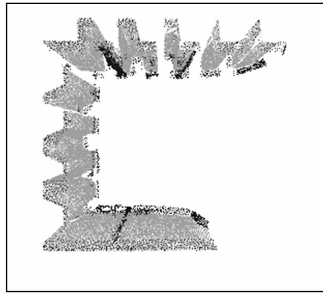


图 9 Auto-Extraction

表 1 自动提取与手动提取的比较

Tab. 1 Comparison between auto-extraction and manual-extraction

手动提取点数	自动提取点数	相同点数	欠提取点数	过提取点数	自动提取正确率(%)
25 153	26 817	24 674	479	2 143	90.39

参考文献:

- [1] TAKESHI M. Registration and integration of multiple range images by matching signed distance fields for object shape modeling[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2002, 87: 51-65.
- [2] 田庆国, 葛宝臻, 杜朴, 等. 基于激光三维扫描的人体特征尺寸测量[J]. *光学精密工程*, 2007, 15(1):

由图 7 可以看出, 错误点数大多集中在拉伸壁面的端部, 即与其它面的结合部分, 这其中除了噪点的影响外, 大多是由每个体素立方体本身的大小造成的。在建立线性八叉树结构时, 若体素过大, 会不可避免地带入较多周围的点; 反之, 若体素过小, 不仅会消耗更多的计算机资源, 而且容易受扫描数据缺失的影响, 生长出错误结果。因此, 在保证一定准确率的前提下, 选择合适的体素大小是很重要的。体素的大小与深度图像的空间尺寸及线性八叉树划分的深度等相关, 在试验中, 可以通过八叉树的划分深度来控制体素大小, 划分深度一般控制在 4~6 层, 即可能产生的最大体素数量为 $8^4 \sim 8^6$ 之间。

对于拉伸壁面数据, 判断是否为生长点所设的阈值 NbNum 也可通过八叉树的划分深度设定初始值。一般 NbNum 可取 2^{N-1} , 其中 N 为八叉树空间划分的深度, 即 NbNum 可取深度图像在坐标轴方向上体素总数的一半。

6 结 论

本文针对激光扫描得到的场景深度图像, 在建立线性八叉树体素模型基础上, 对其邻域搜索算法进行了改进, 计算时间可减少 50% 以上。利用体素连通性生长, 可以方便快速地提取出深度图像中的拉伸特征数据。由于体素大小的原因, 难以避免会在拉伸特征的端部带入其它区域的多余点, 但是在后续利用点云切片法获取拉伸特征线时会避免取到端部数据^[8], 因此这部分数据对后续拉伸面的重建影响不大。对于存在噪声数据或数据缺失的深度图像数据, 本文方法作为一种快速粗分割方法, 认为 90% 左右的提取准确率是能够满足后续处理要求的。

84-88.

TIAN Q G, GE B ZH, DU P, *et al.*. Measurement of human figure size based on laser 3D scanning[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2007, 15(1): 84-88. (in Chinese)

- [3] BENKO P, MARTIN R R, VARADY T. Algorithms for reverse engineering boundary representa-

- tion models[J]. *Computer Aided Design*, 2001, 33(11):839-851.
- [4] 柯映林, 李岸. 点云数据中拉伸面特征的提取[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2005, 17(6): 1329-1334.
KE Y L, LI A. Extruded surface extraction based on unorganized point cloud in reverse engineering [J]. *Journal of Computer Aided Design & Computer Graphics*, 2005, 17(6): 1329-1334. (in Chinese)
- [5] 李清泉, 李德仁. 三维空间数据模型集成的概念框架研究[J]. 测绘学报, 1998, 27(4): 325-329.
LI Q Q, LI D R. Research on the conceptual frame of the integration of 3D spatial data model[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 1998, 27(4): 325-329. (in Chinese)
- [6] 刘含波, 王昕, 强文义. RBF 隐式曲面的离散数据快速重建[J]. 光学精密工程, 2008, 16(2): 338-343.
LIU H B, WANG X, QIANG W Y. A fast reconstruction method for implicit surface based on RBF [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2008, 16(2): 338-343. (in Chinese)
- [7] 杨前邦, 李介谷. 利用标记生长从边缘图像中抽取线段[J]. 上海交通大学学报, 1999, 4(33): 466-468.
YANG Q B, LI J G. Using labeling and growing to extract line segments from edge images[J]. *Journal of Shanghai Jiaotong University*, 1999, 4(33): 466-468. (in Chinese)
- [8] 赵翠莲, 周凯, 范志坚, 等. 舱容计量中基于深度图像的多特征孔洞填补方法研究[J]. 机械设计与研究, 2008, 3(3): 15-17.
ZHAO C L, ZHOU K, FAN ZH J, et al.. Multi-feature hole filling based on range image[J]. *Machine Design and Research*, 2008, 3(3): 15-17. (in Chinese)
- [9] LI X K, WILLIAM G W. Range image fusion for object reconstruction and modeling [C]. *Proceedings of the First Canadian Conference on Computer and Robot Vision*, 2004.
- [10] YOKOYA N, LEVINE M D. Range image segmentation based on differential geometry: a hybrid approach[C]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1997, 11(6): 643-649.
- [11] 何文峰, 查红彬. 基于平面特征的深度图像配准 [C]. 中国人工智能进展, 上卷, 北京邮电大学出版社, 2003: 643-648.
HE W F, ZHA H B. Registration of range data based on planar features[C]. *Progress of Artificial Intelligence in China*, 1/2, Beijing University of Posts and Telecommunications Publishing House, 2003: 643-648. (in Chinese)

作者简介:



赵翠莲(1963—), 女, 上海人, 副教授, 硕士研究生导师, 主要从事 CAX 和数字几何处理等方面的研究。E-mail: clzhao@mail. shu. edu. cn

范志坚(1982—), 男, 山西人, 硕士研究生, 主要研究方向为逆向工程和图像处理等。E-mail: chris2813@shu. edu. cn

孙亮(1983—), 男, 河南人, 硕士研究生, 主要研究方向为逆向工程和知识表达等。E-mail: sl1910@163. com

陈昱(1983—), 男, 上海人, 硕士研究生, 主要研究方向为 CAD 和模型重建等。E-mail: christopher2365@163. com