

· 图像与信号处理 ·

逆向工程中散乱点云数据精简研究

赵柳¹, 马礼¹, 杨银刚², 纪丽婷¹

(1. 中北大学电子与计算机科学技术学院, 山西 太原 030051; 2. 北京信息高技术研究所, 北京 100085)

摘要:近年来,激光扫描技术有了重大的进展,可以方便地以较高精度和速度获取零件模型表面信息.对于产生的大量扫描数据,需要对其进行精简处理.在分析自适应最小距离法和基于八叉树非均匀网格法这2种精简方法特点的基础上,提出了基于这2种方法的改进型数据精简方法.该算法能够对大量点云测量数据进行直接、有效的精简.并通过对比实验进行了验证.最后对该算法的优缺点做了小结.

关键词:逆向工程;数据精简;自适应最小距离;八叉树非均匀网格

中图分类号:TP391

文献标识码:A

文章编号:1673-1255(2010)01-0060-04

Scattered Cloud Data Reduction Technique in Reverse Engineering

ZHAO Liu¹, MA Li¹, YANG Yin-gang², JI Li-ting¹

(1. School of Electronics and Computer Science and Technology, North University of China, Taiyuan 030051, China;

2. Beijing Institute of Information Technology, Beijing 100085, China)

Abstract: Recently, laser scanning technology has improved significantly. It has facilitated sampling part surface data with speed and accuracy. It is necessary to manipulate these large amounts of point data. Based on analyzing the adaptive minimum distance (AMD) method and the octree structure method, an improved direct data reduction method was proposed. The method can streamline the large number of point cloud data directly and effectively. And the experimental verification is carried out by comparing the data. Finally, a summary of the advantages and disadvantages of the method has been done.

Key words: reverse engineering; data reduction; adaptive minimum distance; octree non-uniform grid

逆向工程(RE, reverse engineering)又称之为反求工程、反向工程.逆向工程技术经历几十年的研究,已经成为产品迅速开发过程中重要支撑技术之一.在逆向工程中,根据测量方式的不同,数据采集方法可分为接触式测量和非接触式测量两大类.非接触测量数据获取速度快,精确,在工业中得到越来越广泛的应用.但这种测量方法得到的数据非常庞大,直接对大批量的点云进行造型处理,数据存储和处理便成为不可突破的瓶颈,从数据点生成模型表

面要花很长一段时间,整个过程也会变得难以控制.实际上,并不是所有数据对模型重建都有用处,而且存储处理或显示都将消耗大量的时间和计算机资源,所以在保证精度的前提下,对数据进行精简变得非常重要^[1].

科研工作者在数据精简的研究中,提出了各种处理方法. Martin 等在 1996 年提出了一种均匀网格(uniform grid)减少数据的办法,选择了广泛用于图像处理过程的中值滤波.这种方法克服了均值和

收稿日期:2009-12-14

基金项目:北京市高等学校人才强教计划(PHR201007121)

作者简介:赵柳(1984-),女,河北辛集人,硕士研究生,主要研究方向为图像处理、人工智能等;马礼(1969-),男,教授,主要研究方向为高性能计算、分布式系统等;杨银刚(1975-),男,工程师,研究方向为智能控制;纪丽婷(1983-),女,山东东营人,硕士研究生,主要研究方向为图像处理.

样条曲线的限制.但是由于使用均匀大小的网格,对捕捉零件的形状不够灵敏. Veron 和 Leon 于 1997 年提出一种误差带减少多面体数据点的方法,但效率低. Chen Y. H. 1999 年提出一种通过减少网格模型中的三角形,从而达到减少数据点的方法. 但仅适用于分块或完整三维数据. K. H. Lee 等人对均匀网格法进行了改进,提出了非均匀网格精简方法,但对数据点云的边界点不容易确定.

在此基础上提出了一种改进型的点云精简方法,其基本思路是先利用基于八叉树非均匀网格法,将点云处理成按扫描线存储的结构化测量数据,再利用自适应最小距离法进行逐线精简. 这样能够处理一些曲率变化大、具有复杂特征的散乱点云.

1 数据精简的要求

衡量一个点云精简算法的成功度,并不是保留原有信息越多越好,也不是速度越快越好,更不是精简后数据点数越少越好,而是应该能够用最少的点数表示最多的信息并在此基础之上追求更快的速度. 因此,点云精简算法的效果可以从以下 3 个方面来度量:

(1)精度,即精简后点云数据拟合成的曲面与真实曲面之间的误差要小. 必须保证误差值在一个可以接收的范围内,并且应该尽可能的保留原始点云的特征;

(2)简度,即精简后的点云中的数据点数要少. 精简的目的就是减少点云中的数据点数,所以应该在保证精度的基础上尽可能的减少数据点数. 需注意的是有时数据点数太少了也会给后续建模带来困难,因此应根据实际需要选择合适的简化度;

(3)速度,即精简过程中花费的时间要短,一个再优秀的算法,如果花费的时间过多,都是无法应用于实践当中的. 因此在保证精度和简度的前提下应追求更快的速度^[2].

2 数据精简的方法

2.1 自适应最小距离法

刘德平^[3]等人在最小距离法的基础上提出了自适应最小距离法,首先对按扫描线存储的点云数据进行曲率分析,然后按照曲率的变化情况把数据

点分成不同的区域(平坦区、突变区和过渡区),并分别对不同区域的数据点采取不同的最小距离.

其基本原则为:在突变区和过渡区采用较小的最小距离,能够更好地保留曲面的细节特征;而在平坦区采用较大的最小距离,能在保持精度的前提下提高数据精简的速度. 用最小距离法分别对不同区域的数据点进行精简. 这样,也就实现了在曲面曲率较小的区域保留较少的点,而在曲率较大或尖锐棱边处保留较多的点,不但继承了最小距离法速度快而且有效的优点,同时又很好地保留了原始数据的细节特征. 但对数据点密度变化过大的点云精简效果有待进一步提高.

2.2 基于八叉树非均匀网格法

该方法的模型基础是八叉树结构,八叉树的空间分割模型是利用一个立方体序列包围一片数据点云所占据的空间,其方法是首先构造出测量点云的最小外接立方体,并把它作为八叉树结构的根结点,然后将该立方体均匀分割成大小相同的 8 个子立方体,每个子立方体被看作根结点的子结点,由此将造型空间递归细分为 2 的幂次方个子立方体,这种方法是网格的均匀细分法,并且已经广泛应用在计算机图形学和图像处理中,它可以看作是一个树状结构. 在八叉树结构中,每个结点对应着 1 个立方体,每个立方体包含 8 个子立方体,在均匀细分中每个子立方体在 x 、 y 方向上的边长为上一级立方体边长的 $1/2$,所以这 8 个子立方体就是上一级立方体的一次细分,同一次细分得到的子立方体属于同一级,根据实际应用的不同,细分的标准也就不同,在进行实体边界的拟合中,那些完全在实体内部或者是外部的网格单元就要被删掉,而那些包含边界点的网格单元才会进行细分^[4-5].

3 改进的测量数据直接精简算法

上述 2 种数据的直接简化算法都具有较高的效率,但鉴于算法自身的特点,其适用范围均有限制. 自适应最小距离精简方法,可以对逆向工程中非接触式获取的密集测量数据进行直接、有效的精简. 特别是对于曲率变化大、附加特征多的表面测量数据,此方法得到很好的应用. 但只适用于用扫描线存储的点云数据,且对数据点密度变化过大的点云精简效果不是很好. 基于八叉树的非均匀网格精简方法,

可以精简散乱点云数据,且对数据点密度变化过大的点云精简效果突出.但是对于曲率变化大、附加特征多的表面测量数据,精简比较困难.

改进的数据直接精简算法是将二者结合起来.核心思想是根据2种算法自身的优缺点,扬长避短,结合出最实用的精简算法.其基本思路是:首先利用基于八叉树非均匀网格法,分割初始测量点云,获得一条条按扫描线有序排列的测量点群,然后应用自适应最小距离法来逐线精简,从而得到一个精简后的点云.由于自适应最小距离法可以较好地保留特征点,文中算法还可以适用于附加特征较多的表面测量数据,完整的算法过程描述如图1.

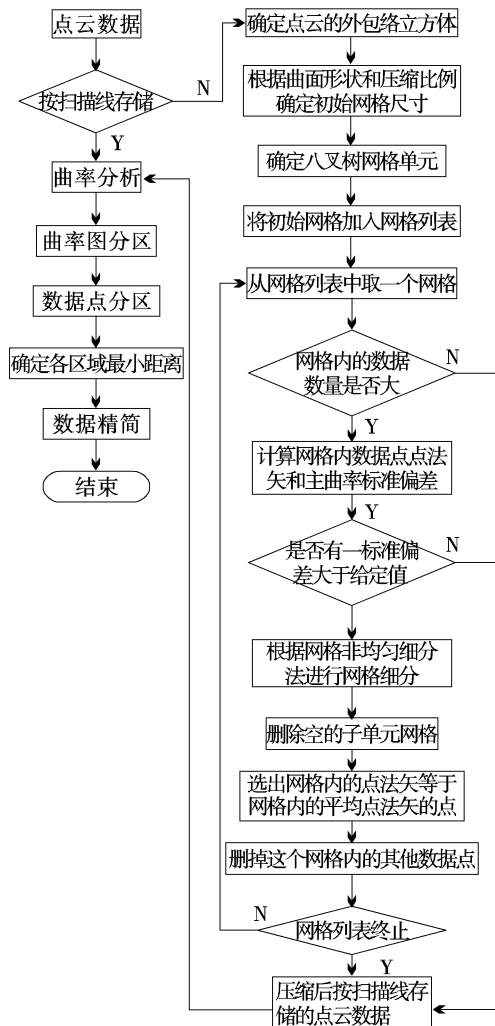


图1 点云精简算法流程图

(1)若初始测量点云为按扫描线存储的结构化测量点云,则直接调用自适应最小距离法进行数据精简.若用户认为被测表面曲率变化较小、附加特征较少,则直接调用八叉树非均匀网格法进行数据精简.

(2)调用八叉树非均匀网格法,构造网格单元,

删除空的网格单元,构造出扫描线群.当数据点云进行拼接以后,建立一个可以完全包围数据点云的立方体,然后根据立方体的最小边长和用户设定的网格参数确定原始网格单元的尺寸,由于在网格细分中这些原始的网格要被分割成8个子单元,所以应该设定合理的原始网格尺寸.精简的误差增大,曲面拟合误差相应地也会增大.在基于八叉树的非均匀三维网格方法中利用法向量和主曲率两者的偏差作为网格划分的标准,细分后的网格单元在 x 、 y 方向上的尺寸不同,避免了均匀网格法不能准确确定边界点的情况,但其计算的复杂程度相应增加.网格细分结束的标准是网格内的法向量标准差 $\delta < \delta_{\max}$ 和主曲率标准差 $\eta < \eta_{\max}$ 或者是最终的网格内仅包含1个数据点.用物体表面的形状和期望的数据精简比来设定2个标准参数,给定的最大法向量标准偏差 δ_{\max} 和最大主曲率标准偏差 η_{\max} 作为判断值,如果一个网格单元中的法向量 $\delta > \delta_{\max}$ 或者主曲率 $\eta > \eta_{\max}$ 时,表示这个网格内曲面的形状变化较大,要对这个网格进行细分.

(3)用基于八叉树的非均匀网格法获得一条条按扫描线有序排列的点云后,调用自适应最小距离法,进一步精简点云数据.共分为3步:

①曲率计算.对于二维曲线 $y = f(x)$,曲率可以被定义为

$$k = \left(\frac{d^2 y}{dx^2} \right) / \left[1 + \left(\frac{dy}{dx} \right)^2 \right]^{3/2} = \frac{f''}{[1 + (f')^2]^{3/2}} \quad (1)$$

同一条扫描线上的数据点可以认为在同一平面上,取任意连续3点可确定一个圆(如图2所示),其圆心坐标可通过这3个点的坐标求得.

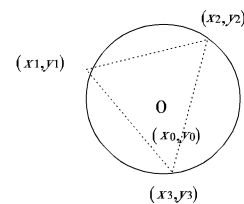


图2 曲率计算原理图

$$x_0 = \frac{a - b + c}{d}, y_0 = \frac{e - f + g}{-d} \quad (2)$$

其中,

$$a = (x_1 + x_2)(x_2 - x_1)(y_3 - y_2) \quad (3)$$

$$b = (x_2 + x_3)(x_3 - x_2)(y_2 - y_1) \quad (4)$$

$$c = (y_1 - y_3)(y_2 - y_1)(y_3 - y_2) \quad (5)$$

$$d = 2[(x_2 - x_1)(y_3 - y_2) -$$

$$(x_3 - x_2)(y_2 - y_1)] \quad (6)$$

$$e = (y_1 + y_2)(y_2 - y_1)(x_3 - x_2) \quad (7)$$

$$f = (y_2 + y_3)(y_3 - y_2)(x_2 - x_1) \quad (8)$$

$$g = (x_1 - x_3)(x_2 - x_1)(x_3 - x_2) \quad (9)$$

则 x_2 点的曲率值可定义为

$$k = 1/r = 1/[(x_0 - x_2)^2 + (y_0 - y_2)^2]^{1/2} \quad (10)$$

②曲率分析. 在 MATLAB 中, 根据上一步曲率计算公式, 通过编程来实现数据点曲率计算, 运行后即可显示曲率图.

③由曲率分析图实现对应数据点分区. 通过曲率分析图可以看出曲率的变化情况, 同时结合精度要求把曲率分析图分成不同的区域: 即曲率变化大的区域(突变区); 曲率变化较大的区域(过渡区); 曲率变化平缓的区域(平坦区). 曲率图分区的同时, 则对应数据点也就被分成相对应的区域, 从而实现数据点的分割. 当然, 考虑到区域之间的过渡问题, 可以采取包容原理: 即突变区可以包容过渡区和平坦区; 过渡区可以包容平坦区. 在分区时, 可稍延长包容区的两端, 从而实现区域之间的平滑过渡. 然后, 根据精度要求和曲率变化对每一区域的数据点选取合适的最小距离.

点云数据精简的整个过程完成.

4 应用实例

实验采用 VC++ 6.0 在 Pentium4 3.0G, 内存 1G 的计算机上实现. 实验所用数据点云的原型为高尔夫球杆. 高尔夫球杆原始点云共有 208 775 个点(如图 3), 用文中方法精简后的点云数据, 保留了 20 879 个点(如图 4), 数据精简率为 90%. 用基于八叉树的非均匀网格精简后保留了 86 818 个点(如图 5), 数据精简率为 58%.

实验具体步骤为: 运行点云精简程序, 打开要精简的点云文件(本实验用到的为 .imv 文件), 然后在“点云精简”下拉菜单中选择点云精简算法, 该程序可选择的有 2 种点云精简算法, 一种是文中的改进点云精简算法, 另一种是基于八叉树的非均匀网格精简算法. 然后选择其中一种精简算法精简高尔夫球杆的点云数据, 精简完成后, 弹出精简完成对话框, 并自动给出原始点云数据个数、精简后点云个数及精简率. 接着存储用这种算法精简后的点云数据. 然后用另一种精简算法精简原始点云数据. 最后得出并比较 2 种精简结果.

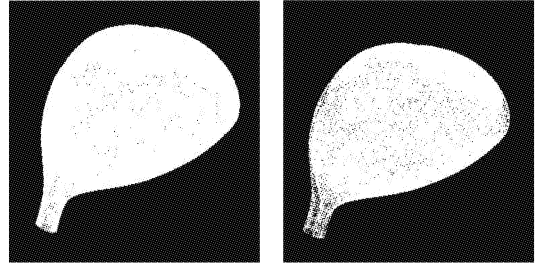


图 3 高尔夫球杆原始点云 图 4 用文中的方法精简后点云



图 5 用基于八叉树的非均匀网格精简点云

从精简结果可以看出, 采用改进的方法, 可以对散乱点云进行较好的精简, 精简率为 90%, 在曲率较大的区域, 保留了较多的点云数据, 曲率小的区域, 保留了较少的点云数据(如图 4). 只采用基于八叉树的非均匀网格算法精简点云数据, 则对表面曲率大, 附加特征值多的点云精简效果不理想(如图 5), 且精简率也不如文中算法, 只有 58%.

5 结束语

点云数据的精简是逆向工程实施工程中不可缺少的一步. 通过科研工作者不懈的努力, 提出了许多点云的精简算法, 每种算法都有其自身的优缺点, 要根据点云数据采集测量方式(接触式、非接触式)的不同, 点云的存储形式(散乱点云、有序点云)的不同, 以及对精简结果要求(精度、简度、速度)的不同, 选择适当的点云精简算法.

通过实验实例可以看到, 提出的改进点云精简算法能够对大量点云测量数据进行直接、有效的精简. 在不影响点云基本特征的前提下, 精简效率突出. 在曲面曲率较小的区域保留较少的点, 而在曲率较大或尖锐棱边处保留较多的点, 故对曲率变化大、附加特征多的表面测量数据精简效果明显. 同时, 该算法也存在着一些不足, 在精简速度和对细小特征识别方面, 有待在今后的研究中进一步提高.

(下转第 70 页)

灰度值,能够较好地保护细节^[4].

2 去噪效果比较

下面分别用传统的的中值滤波算法、综合型中值滤波算法、自适应中值滤波算法对几幅含有高斯噪声、椒盐噪声、混合噪声以及高密度噪声图像进行去噪处理,如图1所示.

对含有高斯噪声的图像采用综合型中值滤波和自适应中值滤波后的图像见图2.

对含有椒盐噪声的图像采用综合型中值滤波和

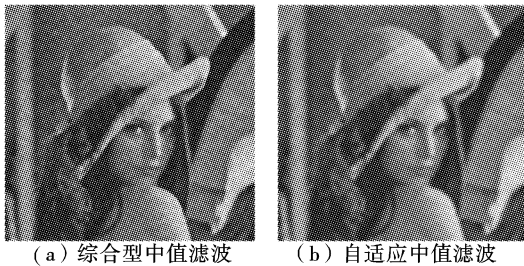


图2 含有高斯噪声的图像滤波后效果图

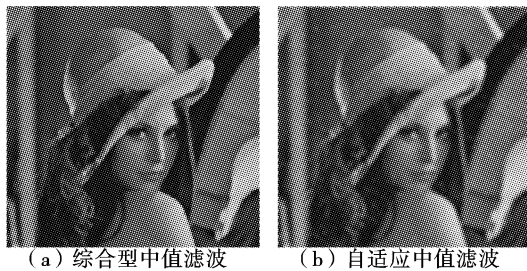


图3 含有椒盐噪声的图像滤波后效果图

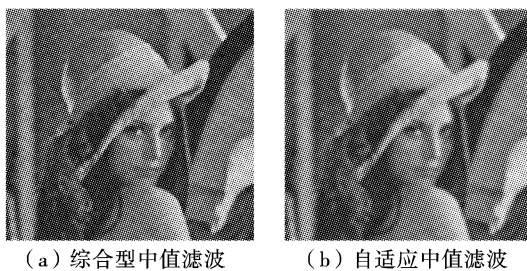


图4 含有混合噪声的图像滤波后效果图

自适应中值滤波后的图像见图3.

对含有混合噪声的图像采用综合型中值滤波和自适应中值滤波后的图像见图4.

对含有高密度噪声的图像采用综合型中值滤波和自适应中值滤波后的图像见图5.

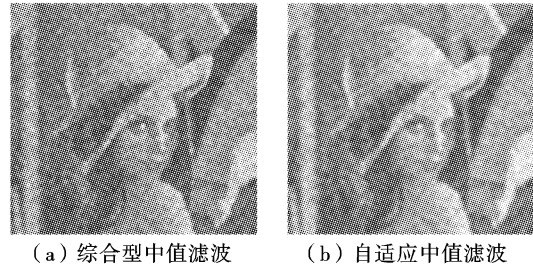


图5 含有高密度噪声的图像滤波后效果图

3 结束语

从文中的图像可以看出,综合型中值滤波算法对椒盐噪声的去除具有理想效果,在消除噪声的同时保证了图像质量,但是对高斯噪声的去除不如自适应中值滤波.综合型中值滤波算法、自适应中值滤波算法对混合噪声都具有比较好的去噪效果,相对而言,自适应滤波算法对图像处理效果相对较好.对于高密度噪声污染的图像,自适应中值滤波算法和综合型滤波算法的去噪效果都不太理想,只能起到一定的去噪效果.

参考文献

- [1] 张秀凤, 娄树理, 张燕妮. 红外图像模式识别的预处理研究[J]. 光电技术应用, 2006, 21(5): 58-60.
- [2] 勒中鑫. 数字图像信息处理[M]. 北京: 国防工业出版社, 2003.
- [3] ANIL K JAIN. 数字图像处理基础[M]. 北京: 清华大学出版社, 2006.
- [4] 闵祥龙, 王江安, 吴荣华. 一种基于双极值判决的红外图像高密度噪声滤除算法[J]. 红外技术, 2008, 30(3): 168-172.

(上接第63页)

参考文献

- [1] 刘伟军, 孙玉文. 逆向工程——原理、方法及应用[M]. 北京: 机械工业出版社, 2008: 36-43.
- [2] 常清. 逆向工程关键技术研究与应用[D]. 山东: 山东大学, 2008.

- [3] 刘德平, 陈建军. 逆向工程中数据精简技术的研究[J]. 西安电子科技大学学报(自然科学版), 2008, 35(2): 334-339.
- [4] 李泽宇, 李德华, 胡汉平, 等. 基于八叉树的三维散乱数据点的法矢的估计[J]. 计算机与数字工程, 2000, 2(4): 62-65.
- [5] 周锋, 邹宏儒, 刘占兵, 等. 逆向工程中点云数据的精简处理研究[J]. 机械工程师, 2006(11): 84-85.