

基于特征线拟合的微型复杂曲面点云分割方法

张溪溪¹, 纪小刚^{1,2*}, 胡海涛¹, 栾宇豪¹, 张建安¹

¹江南大学机械工程学院, 江苏 无锡 214122;

²江南大学江苏省食品先进制造装备技术重点实验室, 江苏 无锡 214122

摘要 点云数据分块是模型反求过程中的重要环节, 分割优劣影响模型重建的效率和精度。微型复杂曲面零件由多个微小图形并列、交叉组合而成, 特征点精简、图元识别难度大, 是数据分割中的难点。根据模型造型特点, 分离带状特征点的下边界点作为拟合特征线的真实特征点; 由每个图元端点的邻近关系和端点附近特征点的排列趋势识别属于同一图形的图元; 利用以边界为约束的区域生长算法和三角形叉积的算法分割同一曲面的点云。实验结果表明, 该方法克服了现有方法处理微型复杂曲面点云时出现的过分分割和分割不足的问题, 为高质量的模型重建提供了基础。

关键词 机器视觉; 微型复杂曲面; 点云数据分割; 图形识别; 区域生长

中图分类号 TP391.72

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP57.061502

Point Cloud Segmentation Method for Complex Micro-Surface Based on Feature Line Fitting

Zhang Xixi¹, Ji Xiaogang^{1,2*}, Hu Haitao¹, Luan Yuhao¹, Zhang Jian'an¹

¹School of Mechanical Engineering, Jiangnan University, Wuxi, Jiangsu 214122, China;

²Jiangsu Key Laboratory of Advanced Food Manufacturing Equipment and Technology, Jiangnan University, Wuxi, Jiangsu 214122, China

Abstract The segmentation of point cloud data is an important link in the process of model reversal. The quality of segmentation affects the efficiency and accuracy of model reconstruction. The parts with complex micro-surface are composed of several small graphics side by side and cross-combined. It is difficult to simplify feature points and identify elements, which is a difficulty in point cloud data segmentation. According to the modeling characteristics of the model, the lower boundary points of the banded feature points are separated as the real feature points of the fitting feature line, and the elements belonging to the same graph are identified by the proximity of the end points of each element and the arrangement trend of the feature points near the end points. The regional growth algorithm with boundary constraints and the triangle cross product algorithm are used to segment the point clouds on the same surface. The experimental results show that this method can overcome the problems of excessive segmentation and insufficient segmentation when dealing with complex micro-surface point clouds, which lays a foundation for high-quality model reconstruction.

Key words machine vision; complex micro-surface; point cloud segmentation; graph recognition; regional growth

OCIS codes 150.6910; 110.6880; 100.6950; 110.3010

1 引言

对于复杂曲面产品, 表面模型是实体模型的一个重要组成部分, 而自由曲面是表面模型的一个重

要表现形式。对于含有自由曲面的复杂型面, 无法利用一张曲面来拟合所有的点云数据, 需要根据原型特征将数据点分成不同的区域, 对各个区域分别进行曲面拟合, 然后利用曲面求交或曲面过渡的方

收稿日期: 2019-07-01; 修回日期: 2019-07-06; 录用日期: 2019-08-28

基金项目: 国家自然科学基金(51105175, 51275210)、江苏省“六大人才高峰”项目(JXQC-006)

* E-mail: bhearts@126.com

法将不同曲面连接成一个整体^[1]。

点云数据分割一般分为基于深度图像、基于区域生长、基于属性聚类 and 基于边的方法。基于深度图像的方法^[2-3]需要将点云数据转化为图像,然后提取图像的边缘信息,最后转换到三维空间中,这种方法主要用于对平面的分割。基于区域生长的方法^[4-7]通过设置种子节点,将满足生长策略的点作为新的生长点,很难确定精确的区域边界,容易出现过分分割或者分割不足的情况,不适用于自由曲面零件点云分割。基于属性聚类的方法^[8-9]利用点云的特征属性进行聚类,算法的每个点都对应一个特征向量,该特征向量包含了多个属性的特征值,此方法适用于特征明显的模型。基于边的方法^[1,10]首先根据曲面之间的相交、过渡特征提取特征点,构建闭合特征线,用特征线进行区域分割,分割后的区域边界较为完整,可用于复杂零件的点云分割,因此本文采用基于边的方法。

目前,特征点提取算法主要有基于局部特征检测算子的方法^[11-13],基于二次曲面拟合估算曲率、法矢的方法^[14-15],基于映射、聚类的方法^[16-17],这些方法针对尖锐特征提取到的是线状特征点,可以通过最小生成树、折线生长等算法直接连接,但对平滑特征提取到的是具有一定宽度的带状点集,需要根据实际情况保留上边界、下边界或者中间数据作为真实的线状特征点。丁承君等^[18]根据采样点与 k 最近邻点连线夹角的最大值与最小值的差设置阈值以识别边界点;张志佳等^[19]基于八邻域深度差算法提取了边界点云,但这些学者没有进一步研究不同方向边界点的分离问题。

本文提到的微型复杂曲面零件指的是由多个图形特征并列、交叉构成,每个图形特征的体积约占总体积的 $1/20 \sim 1/10$ 的一类零件。本文提到的图形指的是光滑封闭的几何图形,图元指的是组成一个

图形的单个部分。

微型复杂曲面零件的多个图形之间存在遮挡关系,因此很多图形提取到的特征点存在缺口,封闭的图形被分割成多个图元,逆向的过程需要识别属于同一图形的所有图元。目前,国内外逆向研究的对象主要是大型曲面和机械零件,对带有相交、遮挡特征的自由曲面零件的研究较少。在用边界线分割点云问题上,国内外学者提出通过判断每个点是否在封闭曲线内来分割点云,但没有给出具体的判断准则。这种方法理论上需要每个点都参与比较,增加了计算时间。

通过以上分析,针对微型复杂模型的特征点精简,本文通过分段最小二乘算法拟合邻域数据,将 z 坐标值小于拟合直线对应点的边界点作为线状特征点;针对图元识别中的问题,本文给出了图元趋势匹配图,根据图元端点附近点集的排列趋势,依次识别属于同一图形的各图元;针对点云分割问题,本文在曲面内部采用基于边界约束的区域生长法,在边界线附近采用三角形叉积的内外点判别法。

2 特征点精简

特征点是两个曲面过渡的点集,对点云数据分割、模型重建具有重要意义。特征点处几何外形表现为弯曲程度较大,数值分析上表现为曲率绝对值较大、协方差矩阵的最小特征值较大。本文以激光扫描仪 handyscan 扫描的三维点云数据为研究对象,根据文献[11]的方法,定义 $\omega = \frac{\lambda_0}{\lambda_0 + \lambda_1 + \lambda_2}$ ($\lambda_0 \leq \lambda_1 \leq \lambda_2$) 为度量指标,阈值取 5×10^{-4} ,将大于阈值的点作为特征点进行提取,结果如图 1 所示。

图 1(a)为样件特征点的前视图,图 1(b)为等轴侧视图,图 1(c)为去除相交和圆角处点集后的特征点,本文在此基础上展开进一步的研究。

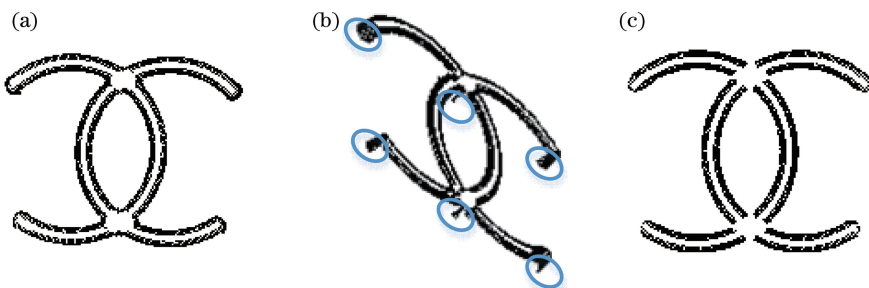


图 1 复杂曲面零件特征点。(a)特征点前视图;(b)特征点等轴侧视图;(c)处理后的特征点

Fig. 1 Feature points of part with complex surface. (a) Front view of feature points; (b) isometric side view of feature points; (c) processed feature points

图 1 所示的特征点是具有一定宽度的带状点集,包括特征点及特征点邻域的点,需要根据模型的特点将带状点集精简为线状点集。对于由上表面投影、拉伸得到的一类零件,分析可知其特征点的下边界是上表面的边界,因此,需要从带状特征点的边界中分离下边界(图 2)。

2.1 单个图元分离

对所有特征点整体识别边界点后,不便于分离下边界点,因此,先将图 1(c)中特征点分成多个简单图元,然后对每个图元分别提取下边界点。图 1(c)中不同图元之间都有一定的间距,到图元某点最

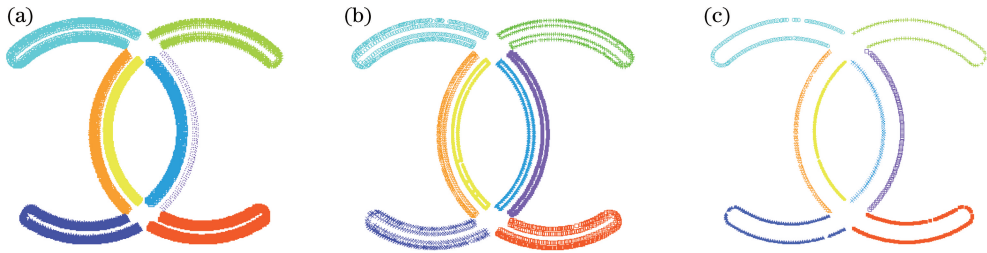


图 3 特征点精简过程。(a)分离后的单个图元;(b)图元边界点;(c)图元的下边界点

Fig. 3 Process of feature point reduction. (a) Elements after separation; (b) boundary points of elements; (c) lower boundary points of elements

2.2 边界点识别

内部点各个方向都有采样点,而边界点至少有一个方向没有采样点,给定最近邻点 k_1 ,边界点 i 的 k_1 个最近邻点距离之和 k_{si} 必然大于内部点 j 的 k_1 个最近邻点距离之和 k_{sj} 。因此,对所有采样点 k_1 个最近邻点距离之和 k_s 求平均 m_s ,将 $k_s > m_s$ 的采样点认为是边界点。

如图 4 所示,距离边界点 i 最近的一个多边形有 5 个点,距离内部点 j 最近的多边形有 8 个点。边界点 i 第一、二层多边形共有 14 个点,内部点 j 第一、二层多边形共有 24 个点。

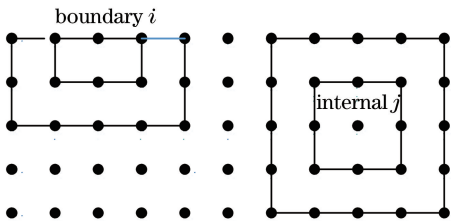


图 4 带状特征点模型

Fig. 4 Model of banded feature points

当 $k_1 \leq 5$ 时,边界点和内部点的 k_1 最近邻点都在第一层多边形中,内部点的 k_1 个最近邻点之和与边界点的 k_1 个最近邻点之和没有明确的大小关系。

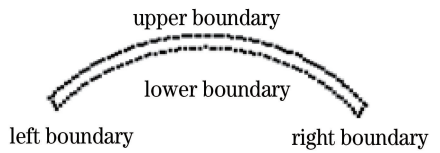


图 2 图元边界点

Fig. 2 Element boundary points

近的 k 个点也一定在该图元内,这里的 k 值与间距大小和采样密度有关,一般取 4~8,因此可根据这一特点设计分离单个图元的算法。分离后每个图元存储在对应矩阵中,进行可视化处理后结果如图 3(a)所示。

当 $5 < k_1 \leq 8$ 时,边界点的 k_1 最近邻点在第二层,内部点的 k_1 最近邻点在第一层, $k_{si} > k_{sj}$ 。同理, $14 < k_1 \leq 24$ 时, $k_{si} > k_{sj}$ 。

考虑到计算的复杂度, k_1 尽量选择较小的值,因此, k_1 选择 6~8 较为合适;同时考虑到实际点云分布的无规则性,边界点的 k_1 个最近邻点中落在第二层的点越多, k_{si} 与 k_{sj} 差别越大,因此,在实际计算中 k_1 取 8。按照上述方法提取到的边界点如图 3(b)所示。

2.3 下边界点分离

图元特征点是散乱无序的,无法直接找到始末端,但可以根据已经建立的坐标系和少量的交互确定图元的一个端点。从一个端点 i 开始,计算其 k_2 邻域内的最近邻点 n_i ,这里的 k_2 与带状特征点的宽度有关,需保证拟合直线的方向为与宽度垂直的方向(图 5)。

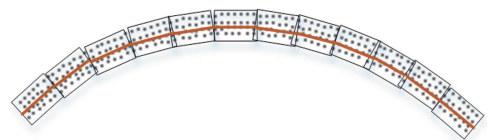


图 5 分段最小二乘示意图

Fig. 5 Schematic of piecewise least square
用最小二乘法拟合 n_i 得到参数方程式:

$$\begin{cases} x = q(1) + q(4) \times t \\ y = q(2) + q(5) \times t, \\ z = q(3) + q(6) \times t \end{cases} \quad (1)$$

式中: $q(o)$ 为系数矩阵 q 的元素, $o=1, 2, \dots, 6$; 取直线上两点 $P(x_1, y_1, z_1), P(x_2, y_2, z_2)$, 利用

$$a = \frac{(x_1 - x_i)(x_2 - x_1) + (y_1 - y_i)(y_2 - y_1) + (z_1 - z_i)(z_2 - z_1)}{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2 + (z_2 - z_1)^2}, \begin{cases} x_n = a \times (x_2 - x_1) + x_1 \\ y_n = a \times (y_2 - y_1) + y_1, \\ z_n = a \times (z_2 - z_1) + z_1 \end{cases} \quad (2)$$

计算该图元任意边界点 (x_i, y_i, z_i) 在拟合直线上的对应点 (x_n, y_n, z_n) , 若边界点的 z_i 小于对应点的 z_n , 则认为是下边界点[图 3(c)]。

按照上述方法分离的下边界点包含部分杂点[图 6(a)], 因此还需要进行进一步处理。定义两点之间长高比 l 为

$$l = \frac{(z_2 - z_1)^2}{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2}, \quad (3)$$

计算每个边界点与 k_3 邻域边界点的长高比, 这里 k_3 取值和连续高点的个数有关, 一般取 3~5, 当 l 大于一定阈值时, 去除 z 值较大的点[图 6(b)], 高斯滤波后结果如图 6(c) 所示。



图 6 下边界点分离过程。(a) 包含部分高点的下边界点; (b) 完整的下边界点; (c) 滤波后的下边界点

Fig. 6 Separation process of lower boundary points. (a) Lower boundary points containing partial high points; (b) complete lower boundary points; (c) lower boundary points after filtering

3 图元识别

由于图形之间的交叉遮挡, 一个图形被分割成多个图元, 特征线重建的过程需要识别同一个图形的所有图元。原本属于同一图形的图元在分割处具有一致的趋势, 可以连接成顺滑的曲线, 根据这个原

则可以初步判断其是否为相连图元。

根据图元的首末点位置和构成曲线的凹凸性, 定义该图元的趋势, 共分为 8 种类型, 如图 7(a) 实心点所示: ① 右上凹, ② 右上凸, ③ 左上凹, ④ 左上凸, ⑤ 左下凹, ⑥ 左下凸, ⑦ 右下凸, ⑧ 右下凹。与之匹配的图元趋势为对应的空心点。

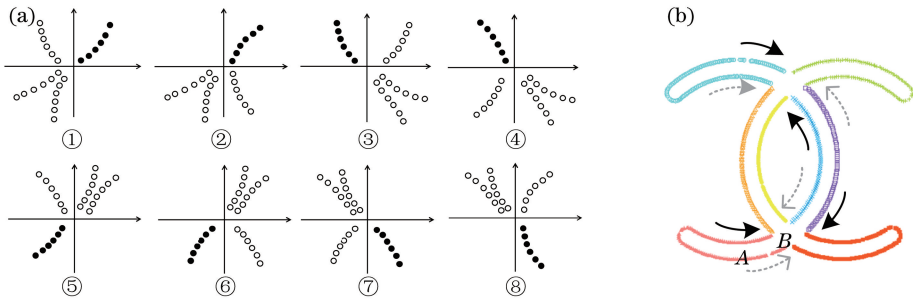


图 7 图元趋势匹配。(a) 图元趋势匹配的 8 种情况; (b) 图元识别示意图

Fig. 7 Trend matching of elements. (a) Eight cases of element trend matching; (b) diagram of element recognition

算法的具体步骤如下:

1) 从滤波后的边界点中随机选择一个点, 判断该点所在图元 i 。

2) 计算距离图元 i 末点 i_2 最近的 k_4 (一般取 10~15) 个最近邻点, 判断该点集的趋势类型。其中图元凹凸性是根据拟合曲线的二阶导数的正负号判断的, 二阶导数为正时判断为凹图元, 二阶导数为负时判断为凸图元。

3) 计算距离第一个端点 i_2 最近的 3 个其他图元端点 j , 判断 3 组点集的趋势是否与第一个图元趋势相匹配。

4) 若与第一个图元趋势相匹配的图元多于 1 个, 分别对距离第一个图元端点 i 和匹配图元端点 j_i 最近的 5 个点进行直线拟合, 并计算两直线与两端点 i, j_i 构成直线的夹角, 夹角之和最小的图元作为胜出图元。

5)显示胜出图元,交互判断此次识别是否正确。

如果识别正确,将该图元标记为1,然后重复步骤2)~5)。如果识别不正确:(1)将与之匹配的图元中夹角较大的作为胜出图元;(2)若只有一个匹配图元,则从不匹配图元中依次选取;(3)若最初选择的3个图元都不符合,则重新选择3个最近图元重复步骤2)~5)。直到构成一个完整图形,从所有图元中删除标记为1的图元,然后开始识别下一个图形。

表1 凹凸性判别实验数据

Table 1 Experimental data for judging concavity and convexity

Parameter	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
x	6.82	6.95	7.08	7.22	7.22	7.35	7.48	7.60	7.72	7.84	7.95	8.06	8.17	8.27
y	-6.77	-6.62	-6.48	-6.30	-6.33	-6.18	-6.02	-5.87	-5.71	-5.55	-5.38	-5.22	-5.05	-4.88
y_2''	0.44	0.44	0.44	0.44	0.44	0.44	0.44	0.44	0.44	0.44	0.44	0.44	0.44	0.44
y_3''	0.23	0.27	0.31	0.35	0.35	0.39	0.43	0.46	0.50	0.53	0.57	0.60	0.63	0.66

4 点云数据分块

按上述步骤完成特征点精简后,分别拟合三次B样条曲线得到分割点云数据的特征线。本文提出在曲面内部采用基于特征线约束的区域生长法识别内部点,在特征线(边界线)处采用三角形叉积的判别法精确区分边界内外点,分割结果如图8(c)所示。

4.1 以特征线为约束条件的区域生长法

以特征线为约束条件的区域生长法以待分割曲面内一点为种子点,将到特征线的距离小于一定阈值作为生长条件,从曲面内部开始生长,避免了对远离分割区域的其他点的判断。

以特征线为约束条件的区域生长的具体流程

图形识别过程如图7(b)所示,实线箭头为主动图元的趋势,虚线箭头为与之匹配的图元趋势。图7(b)图元中AB凹凸性判别的实验数据如表1所示, y_2'' 表示拟合二次曲线得到的二阶导数, y_3'' 表示拟合三次曲线得到的二阶导数,1~14代表AB上的14个点。从表1可以看出,两种目标函数拟合的误差(分别为 3.29×10^{-14} 和 1.94×10^{-13})都非常小,且二阶导数都大于0,因此判断该图元为凹图元。

为:1)根据边界条件确定曲面内初始种子点,存入矩阵S;2)计算距离种子点最近的 k_5 个点,将其作为候选点;3)分别判断 k_5 个候选点是否已经在S中,从候选点中删除S中已经存在的点;4)分别计算 k_5 个点到边界线的最小距离,将最小距离大于阈值 τ 的点放入S;5)将S的下一个点作为新的种子点,重复步骤2)~4),直至没有新的点满足条件。

阈值 τ 的选取和点云分布密度有关,在一定范围内, τ 取值越小,生长后区域边界越逼近特征线,当 τ 过小时,容易造成分割不足,因此可以取 $\tau \in [0.3, 0.5]$ 。左曲面的分割结果如图8(a)所示,放大后的局部曲面内外点如图8(b)所示,可以看出靠近边界处有部分曲面点没有被生长,需要进行进一步判断。

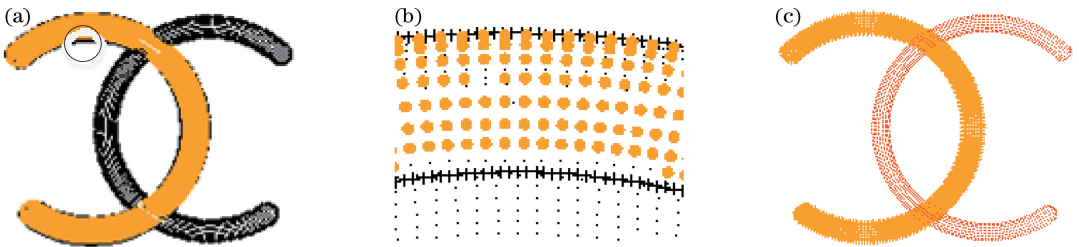


图8 点云数据分割过程。(a)区域生长识别的曲面内点;(b)放大后的局部曲面内外点;(c)结合两种方法分割的曲面点
Fig. 8 Segmentation process for point cloud data. (a) Interior points of surface identified by regional growth; (b) interior and exterior points of enlarged local surface; (c) segmented surface points by combining two methods

4.2 三角形叉积的内外点判别法

判断点在直线的左侧还是右侧是计算几何中的一个基本算法,通常使用矢量进行判断。如果 $\vec{BA} \times \vec{BC}$ 的方向和三角化中三角形ABC的法矢方向相同,则点C在边界的左(内)侧,赋值为1,D在边界的右(外)侧,赋值为2;方向相反,则反之。

首先,对边界附近点进行三角网格化,局部放大图如图9(a)所示,定义边界点(赋值为0)B、A的方向由B指向A[图9(b)],边界附近点C、D为待判断点。其次,依次遍历由边界点构成的边,距离边界最近的一层顶点判别结果如图9(c)所示。最后,对于没有和边界点构成三角形的点[图8(c)中“?”],

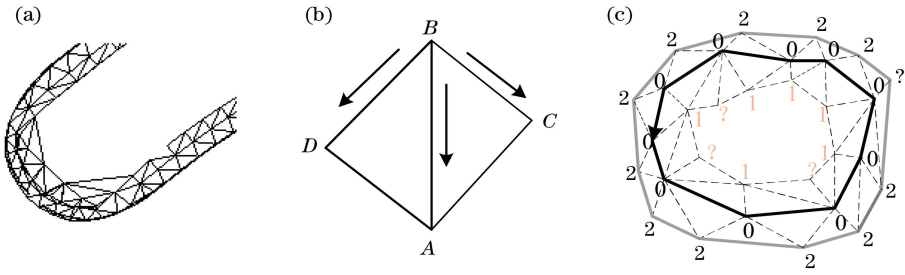


图9 边界附近点云判别过程。(a)放大后的局部三角网格;(b)矢量判别原理图;(c)内外点判别示意图

Fig. 9 Discrimination process for points near boundary. (a) Magnified local triangular mesh; (b) vector discrimination principle diagram; (c) diagram of distinguishing inner and outer points

则进一步判断与该点相连的其他顶点,如果赋值为1的点数多,则该点也赋值为1,即该点为边界内侧点;如果赋值为2的点数多,则该点也赋值为2,即该点为边界外侧点。

4.3 分块数据模型重建与精度评价

以矩形域参数曲面拟合方法为基础,采用基于

点云与边界线的曲面重构方法拟合曲面,重构后的曲面如图10(a)所示。利用 Geomagic Control 将重构曲面与原始点云进行对比,偏差色谱[图10(b)]显示曲面整体精度较好,在圆角处误差稍大,其原因是原始模型圆角处的上曲面和侧面是垂直的,重构的曲面是三次光顺曲面,因此圆角处点云略高于重构曲面。

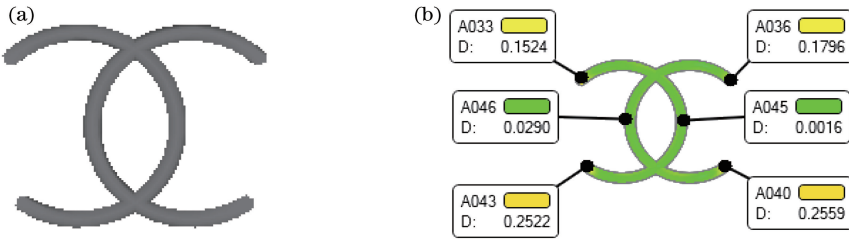


图10 重构曲面及曲面精度对比。(a)重构后的曲面;(b)曲面精度对比

Fig. 10 Reconstructed surface and comparison of surface accuracy. (a) Reconstructed surface; (b) comparison of surface accuracy

5 工程实例验证

以三维激光扫描仪采集的皮带头花纹点云数据为例,对上述方法进行验证。对于图11(a)所示的特征点,边界点阈值 k_1 取8时得到的边界点如图11(b)所示,分段最小二乘阈值 k_2 取30时得到的下边界点如图11(c)所示。

利用文献[4]中的方法得到的分割结果如图12(a)所示,Geomagic Designx 软件分割结果如图12(b)

所示,本文方法分割结果如图12(c)所示。定义一个曲面被分割成多个部分为过分分割,两个或两个以上曲面被分成一个部分为分割不足,上述三种方法分割情况统计如表2所示。可以看出,对于带有交叉遮挡特征的微型复杂曲面零件,文献[4]的方法容易出现过分分割和分割不足的情况;现有商业软件基于面的分割方法,一个图形曲面被割裂为多个部分且没有精确的边界;本文基于边的分割方法将属于同一自然曲面的点云数据分割为一组,分割效果较好。



图11 皮带头下边界提取过程。(a)皮带头零件特征点;(b)特征点的边界点;(c)特征点的下边界点

Fig. 11 Lower boundary extraction process of belt buckle. (a) Feature points of belt buckle part; (b) boundary points of feature points; (c) lower boundary points of feature points



图 12 点云数据分块效果对比。(a)利用文献[4]中方法分割后的点云;(b) Geomagic Designx 分割后的点云;(c)本文算法分割后的点云

Fig. 12 Comparison of segmentation effect of point cloud data. (a) Point cloud segmented by algorithm in Ref. [4]; (b) point cloud segmented by Geomagic Designx; (c) point cloud segmented by algorithm in this paper

表 2 不同方法分割曲面数量对比

Table 2 Comparison of number of surfaces segmented by different methods

Segmentation method	Number of surfaces after segmentation	Number of over-segmented surfaces	Number of insufficient segmentation surfaces
Method in Ref.[4]	5	2	3
Geomagic Designx	17	6	0
Proposed method	7	0	0

皮带头点云重构曲面如图 13(a)所示,对比其与原始点云的偏差色谱[图 13(b)],可以看出重构曲面除部分区域外,整体精度在 0.1 左右(绿色部

分),只有少部分区域误差较大,最大为 0.3509(黄色部分),作者后续将对微小曲面的快速重构进行进一步的深入研究。

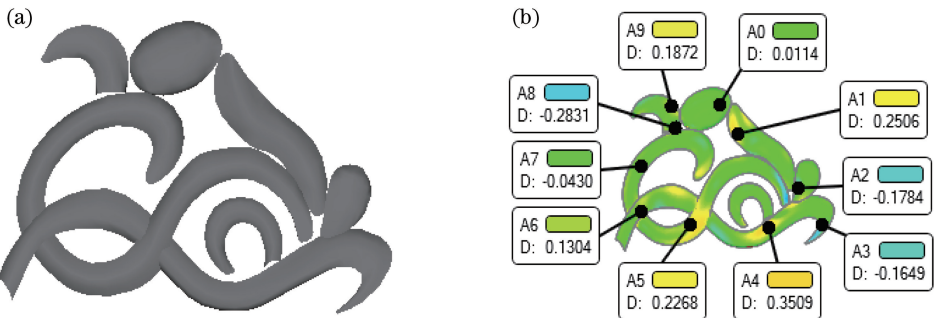


图 13 重构曲面及曲面精度对比。(a)重构曲面;(b)曲面精度对比

Fig. 13 Reconstructed surface and comparison of surface accuracy. (a) Reconstructed surface; (b) comparison of surface accuracy

6 结 论

对于带有交叉、遮挡特征的复杂零件模型的点云数据分割问题,基于区域生长的方法以及基于属性聚类的方法,都容易出现过分分割和分割不足的问题,且没有精确的边界,不利于模型的重建。本文采用基于边的分割方法,经过分段最小二乘精简特征点,采用趋势匹配识别同一图形,并基于叉积判断内外点,在少量交互下实现了点云数据的完整分割,并利用分割后的点云数据和边界信息完成了零件的曲面重构,整体曲面精度较高。该研究为复杂模型的逆向重建提供了新的思路。

参 考 文 献

[1] Huang G Z. Study on algorithm of data segmentation for discrete point cloud data in reverse engineering [D]. Jiangsu: Jiangsu University, 2005: 6-16.
黄国珍. 逆向工程中的点云数据分块技术研究[D]. 江苏: 江苏大学, 2005: 6-16.

[2] Zhang D P, Zheng D H, Xia J Y. Point cloud data segmentation algorithm based on characteristic line [J]. Geospatial Information, 2015, 13(3): 120-121, 132.
张大鹏, 郑德华, 夏佳毅. 基于特征线的点云数据分割算法[J]. 地理空间信息, 2015, 13(3): 120-121,

132.

- [3] Lawin F J, Danelljan M, Tosteberg P, et al. Deep projective 3D semantic segmentation[M] // Felsberg M, Heyden A, Krüger N. Computer analysis of images and patterns. Lecture notes in computer science. Cham: Springer, 2017, 10424: 95-107.
- [4] Li R Z, Liu Y Y, Yang M, et al. Three-dimensional point cloud segmentation algorithm based on improved region growing [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(5): 051502.
李仁忠, 刘阳阳, 杨曼, 等. 基于改进的区域生长三维点云分割[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(5): 051502.
- [5] Ma F X, Nadima A, Lin H. Segmentation of scattered point cloud data[J]. Geomatics & Spatial Information Technology, 2014, 37(10): 148-151.
马符讯, 那地曼·艾尼瓦尔, 林欢. 散乱点云数据的分割方法探究[J]. 测绘与空间地理信息, 2014, 37(10): 148-151.
- [6] Angelina S, Suresh L P, Veni S H K. Image segmentation based on genetic algorithm for region growth and region merging[C] // 2012 International Conference on Computing, Electronics and Electrical Technologies (ICCEET), March 21-22, 2012, Nagercoil, Tamil Nadu, India. New York: IEEE, 2012: 970-974.
- [7] Li M L, Zong W P, Li G Y, et al. Extraction of structure line segments from point clouds using voxel-based region growing[J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(1): 0112001.
李明磊, 宗文鹏, 李广云, 等. 基于体素生长的点云结构直线段提取[J]. 光学学报, 2018, 38(1): 0112001.
- [8] Thong P H, Son L H. A novel automatic picture fuzzy clustering method based on particle swarm optimization and picture composite cardinality [J]. Knowledge-Based Systems, 2016, 109: 48-60.
- [9] Hu W Q, Shi K, Cao Y. Segmentation of point cloud data with fuzzy C-means clustering [J]. Journal of Anhui Agricultural Sciences, 2015, 43(17): 353-356.
胡文庆, 施昆, 曹影. 模糊 C-均值聚类对点云数据的分割[J]. 安徽农业科学, 2015, 43(17): 353-356.
- [10] Nie J H, Liu Y, Gao H, et al. Feature line detection from point cloud based on signed surface variation and region segmentation [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2015, 27(12): 2332-2339.
聂建辉, 刘焯, 高浩, 等. 基于符号曲面变化度与特征分区的点云特征线提取算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2015, 27(12): 2332-2339.
- [11] Xia S B, Wang R S. A fast edge extraction method for mobile lidar point clouds [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2017, 14(8): 1288-1292.
- [12] Pauly M, Keiser R, Gross M. Multi-scale feature extraction on point-sampled surfaces [J]. Computer Graphics Forum, 2003, 22(3): 281-289.
- [13] Zhang Y H, Geng G H, Wei X R, et al. Point clouds simplification with geometric feature reservation [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2016, 28(9): 1420-1427.
张雨禾, 耿国华, 魏潇然, 等. 保留几何特征的散乱点云简化算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2016, 28(9): 1420-1427.
- [14] Pang X F, Pang M Y, Xiao C X. An algorithm for extracting and enhancing valley-ridge features from point sets [J]. Acta Automatica Sinica, 2010, 36(8): 1073-1083.
庞旭芳, 庞明勇, 肖春霞. 点云模型谷脊特征的提取与增强算法[J]. 自动化学报, 2010, 36(8): 1073-1083.
- [15] Cheng X J, Fang F. Morphology-based scattered point cloud contour extraction [J]. Journal of Tongji University (Natural Science), 2014, 42(11): 1738-1743.
程效军, 方芳. 基于形态学的散乱点云轮廓特征线提取[J]. 同济大学学报(自然科学版), 2014, 42(11): 1738-1743.
- [16] Weber C, Hahmann S, Hagen H. Sharp feature detection in point clouds [C] // 2010 Shape Modeling International Conference, June 21-23, 2010, Aix-en-Provence, France. New York: IEEE, 2010: 175-186.
- [17] Wang X H, Wu L S, Chen H W, et al. Feature line extraction from a point cloud based on region clustering segmentation [J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(11): 1110001.
王晓辉, 吴禄慎, 陈华伟, 等. 基于区域聚类分割的点云特征线提取[J]. 光学学报, 2018, 38(11): 1110001.
- [18] Ding C J, Sun G, Yin L L, et al. Boundary extraction of scattered point cloud [J]. Computer Technology and Development, 2017, 27(7): 83-86.
丁承君, 孙刚, 尹李亮, 等. 散乱点云的边界提取[J]. 计算机技术与发展, 2017, 27(7): 83-86.

[19] Zhang Z J, Wei X, Zhou Z Q, et al. 8N-DD-based point cloud edge extraction algorithm [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(8): 2015-2021.

张志佳, 魏信, 周自强, 等. 一种基于八邻域深度差的点云边缘提取算法 [J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(8): 2015-2021.