

散乱点云近离群点识别算法

赵京东*, 杨风华, 刘爱晶

(曲阜师范大学 数学科学学院, 山东 曲阜 273165)

(*通信作者电子邮箱 zhaojd@mail.qfnu.edu.cn)

摘要:针对原始曲面变化度的局部离群系数(SVLOF)无法有效滤除三维实体的棱边或棱角处的离群点问题,提出了一种散乱点云近离群点的滤除算法。该算法首先将SVLOF定义在类 k 邻域上,并将SVLOF的定义内容进行了扩展,使其既能滤除平滑表面上的离群点,又能滤除三维实体的棱边或棱角点处的离群点,同时仍然保留SVLOF原有的足够宽泛的阈值选取空间。仿真数据和实际数据的实验结果均表明,在效率基本保持不变的情况下,所提算法能比原始SVLOF算法更有效地检测出距离主体点云近的离群点。

关键词:散乱点云;离群点;局部离群系数;基于曲面变化度的局部离群系数

中图分类号: TP391.72 **文献标志码:** A

Near outlier detection of scattered point cloud

ZHAO Jingdong*, YANG Fenghua, LIU Aijing

(School of Mathematical Sciences, Qufu Normal University, Qufu Shandong 273165, China)

Abstract: Concerning that the original Surface Variation based Local Outlier Factor (SVLOF) cannot filter out the outliers on edges or corners of three-dimensional solid, a new near outlier detection algorithm of scattered point cloud was proposed. This algorithm firstly defined SVLOF on the k neighborhood-like region, and expanded the definition of SVLOF. The expanded SVLOF can not only filter outliers on smooth surface but also filter outliers on edges or corners of three-dimensional solid. At the same time, it still retains the space of threshold value enough of original SVLOF. The experimental results of the simulation data and measured data show that the new algorithm can detect the near outliers of scattered point cloud effectively without changing the efficiency obviously.

Key words: scattered point cloud; outlier; local outlier factor; Surface Variation based Local Outlier Factor (SVLOF)

0 引言

激光三维扫描仪因其具有非接触、速度快、精度高等特点,是逆向工程中应用最为广泛的型面数字化仪器^[1]。但是激光三维扫描仪获取的三维数据往往带有噪声和离群点,使测量数据与实物存在一定的偏差,严重影响到点云分割、特征提取、曲面重建等一系列的后续处理过程,所以必须对其进行光顺去噪处理^[2]。

现有处理散乱点云中的离群点的方法可分为基于分布、深度、聚类、距离、密度共5类^[3]。主要存在以下不足:1)基于分布的方法^[4]需要计算适合点云数据的分布模型,基于深度的方法^[5]则需要计算不同层次点云的凸包体,这两种方法对于无拓扑关系的大规模点云数据来说,计算复杂度很高,且效果不够理想。2)基于聚类的方法^[6]将离群点定义为不隶属于任何一个聚类子集的点,由于离群点仅仅作为聚类的附带结果,因而缺乏直观的判据选取原则^[7]。3)基于距离的方法^[6]对于均匀点云处理效果较好,而对于密度存在变化的点云可能产生误判。4)基于密度的方法^[8-9]给出了局部离群系数(Local Outlier Factor, LOF)的概念,由于LOF的计算受点云密度变化的影响较小,因此该方法能够处理一般散乱点云数据;但是因为需要事先给定离群点密度估计,因此无法检测

出密度大于给定值的离群噪声点。文献[7,3]采用基于局部线性加权的方式对基于密度的方法[8-9]进行了改进,但仍不能消除远离群点团,而且局部相关积分(LOCal correlation Integral, LOCI)^[7]的运算效率很低。

为正确估计曲面某点的弯曲程度,Pauly等^[10]提出了一种可以直接从散乱点云计算曲面弯曲程度的度量指标——曲面变化度 δ_k ,并将其定义为一元及其邻域点构成的协方差矩阵 $C_{3 \times 3}$ 的最小特征值 λ_0 与所有特征值之和的比值;聂建辉等^[11]借助曲面变化度的定义,提出了基于曲面变化度的局部离群系数(Surface Variation based Local Outlier Factor, SVLOF),并将离群点分为远离群点和近离群点两类,采用基于三维区域增长的方法对远离群点进行辨识,利用SVLOF对近离群点进行识别,效果良好且效率远高于LOCI算法。

由于SVLOF的定义来源于 k 邻域上的曲面变化度 $\sigma_k(p)$, $\sigma_k(p)$ 表示了 k 邻域上的数据点偏离主方向的程度(或不平整度)^[10]。对于同样的 k 值,显然有高密度区域上的数据点相对集中,因而偏离主方向的程度小;低密度区域上的数据点偏离程度大。若用 $\sigma_k(p)$ 表示 p 点的曲面变化度,它应不依赖于邻域中元素的个数,而依赖于邻域的半径(或曲面的面积)。如果在同一个曲面上,均匀抽取 k_1 和 k_2 两组样点($k_1 \neq k_2$),应有 $\sigma_{k_1}(p) = \sigma_{k_2}(p)$ 。SVLOF算法中采用了统一

收稿日期:2014-10-27;修回日期:2015-01-14。 基金项目:国家自然科学基金资助项目(61104136)。

作者简介:赵京东(1962-),男,山东莱州人,教授,主要研究方向:CAD、数字图像处理; 杨风华(1962-),女,山东新泰人,副教授,主要研究方向:非线性泛函分析; 刘爱晶(1979),女,山东曲阜人,讲师,博士,主要研究方向:计算数学、数值代数。

的 k 值处理非均匀的三维点云,显然不是最佳的。为此,本文提出了类 k 邻域的概念,使 $\sigma_k(p)$ 不仅依赖于邻域中元素的个数,还兼顾邻域曲面的面积,并将 SVLOF 定义在类 k 邻域上。

SVLOF 具有足够宽泛的阈值选取空间,可以将其作为离群点判定依据^[11]。但是,虽然该算法能很容易识别出平滑曲面上的离群点,却很难能识别出 $\sigma_k(p)$ 很大区域的离群点。在曲面变化度很大的地方,特别是在三维实体锐利的棱边和棱角处,SVLOF 具有反常现象:如果一点为非离群点,SVLOF 同样接近于 1;如果一点为离群点,SVLOF 反而小于 1,且离群越远,SVLOF 越小。因此 SVLOF 算法一般检测不出三维实体中锐利棱边和棱角处的离群点。

为能够检测出点云中的所有离群点,本文除了将 SVLOF 定义在类 k 邻域上之外,还对 SVLOF 重新进行定义,并称其为基于扩展的曲面变化度的局部离群系数(Extended Surface Variation based Local Outlier Factor, ESVLOF),利用 ESVLOF 作为近离群点的识别参数,给出了散乱点云近离群点识别算法。

1 类 k 邻域

1) 欠 k 邻域 $Nb_k^a(p)$ 与饱和 k 邻域 $Nb_k^b(p)$ ^[11]。

给定点集合 S 及其中一点 p ,定义 p 的欠 k 邻域 Nb_k^a 为点集 S 中除 p 外,距离 p 最近的 k 个点的集合;定义 p 的饱和 k 邻域 Nb_k^b 为点集 S 中包含 p 和距离 p 最近的 $k+1$ 个点的集合。即:

$$Nb_k^a(p) = \{p_i \mid \|p_i - p\| \leq \|o_i - p\|, p_i \neq p, \forall o_i \in S, o_i \neq p\}, \text{且 } \text{Card}(Nb_k^a(p)) = k$$

$$Nb_k^b(p) = \{Nb_k^a(p), p\}, \text{且 } \text{Card}(Nb_k^b(p)) = k+1$$

2) r 邻域 Nb_r 、欠类 k 邻域 Nb_{sk}^a 与饱和类 k 邻域 Nb_{sk}^b 。

给定点集合 S 及其中一点 p ,定义 p 的 r 邻域 Nb_r 为点集 S 中距离 p 不超过 r 的点的集合,即: $Nb_r(p) = \{p_i \mid \|p_i - p\| \leq r\}$ 。

欠类 k 邻域 Nb_{sk}^a 定义为欠 k 邻域与 r 邻域的交集,即:

$$Nb_{sk}^a(p) = Nb_k^a(p) \cap Nb_r(p)。$$

饱和类 k 邻域 Nb_{sk}^b 定义为饱和 k 邻域与 r 邻域的交集,即

$$Nb_{sk}^b(p) = Nb_k^b(p) \cap Nb_r(p)。$$

设 $n = \text{Card}(Nb_{sk}^a(p))$,则有 $n \leq k$ 。

3) 局部离群系数。

参照曲面变化度^[10]和 SVLOF^[11]的定义,局部曲面变化度定义如下。

三维空间中的某一点集 $S = \{p_k(x, y, z) \mid k = 1, 2, \dots, n\}$, S 的协方差矩阵为:

$$C_{3 \times 3} = \{c_{i,j}\}; c_{i,j} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (i_k - \bar{i})(j_k - \bar{j}) \quad (1)$$

其中: $\bar{i} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n i_k, \bar{j} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n j_k, i = x, y, z, j = x, y, z。$

$D = \text{eig}(C) = [\lambda_0 \ \lambda_1 \ \lambda_2]$ 为矩阵 C 的特征向量($0 < \lambda_0 \leq \lambda_1 \leq \lambda_2$)。

曲面变化度^[10]定义为:

$$\sigma_k = \lambda_0 / (\lambda_0 + \lambda_1 + \lambda_2) \quad (2)$$

将式(1)应用到 Nb_{sk}^a 和 Nb_{sk}^b 上,定义式(2)为曲面变化度

$\sigma_{sk}^a(p)$ 和 $\sigma_{sk}^b(p)$ 。

图 1 中的上下两组点为同一条曲线上的采样点(上面一组点增加了偏移值 3),虽然采样密度不同,但它们的变化度应该是一样的。如果取距空心点距离最近的 21 个采样点(即 $k = 20$),则上面一组的 k 邻域变化度 $\sigma_k^b(p)$ 为 0.0386,而下面一组的为 0.1030,两者相差近 3 倍;若仍然选择 $k = 20$,且 $r = 6$,则上面一组的类 k 邻域变化度 $\sigma_{sk}^b(p)$ 为 0.0953,而下面一组的为 0.1030,两者几乎相等。显然 $\sigma_{sk}^b(p)$ 比 $\sigma_k^b(p)$ 更能正确表示曲面的局部变化度。

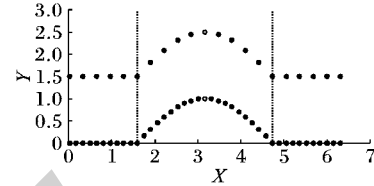


图 1 同一条曲线的不同密度的采样点

按照 SVLOF 的定义,采用类 k 邻域的曲面变化度,可将基于曲面变化度的局部离群系数定义为:

$$SVLOF_{sk}(p) = \sigma_{sk}^b(p) / \sigma_{sk}^a(p) \quad (3)$$

$SVLOF_{sk}$ 不仅具有 $SVLOF_k$ ^[11] 同样的性质,且对曲面的采样密度不敏感。因此,一点的 $SVLOF_{sk}$ 值更能定量地反映该点的离群程度,可以将其作为离群点判定依据。但是按照式(3)定义的局部离群系数,只能用来识别平滑曲面上的离群点,如果离群点在三维实体的锐利棱边或棱角处,SVLOF 会出现反常现象。如图 2 所示,显然空心点是一离群点,但上面一组点的 SVLOF 值为 3.3708,是远大于 1 的;而下面一组的 SVLOF 值为 0.7752,是小于 1 的。这是因为在锐利棱边处,两个曲面变化度 $\sigma_k^a(p)$ 与 $\sigma_k^b(p)$ 的方向发生了根本变化,而 SVLOF 的定义是基于 $\sigma_k^a(p)$ 与 $\sigma_k^b(p)$ 的方向基本不变的前提。在平滑曲面处 $\sigma_k^b(p) \geq \sigma_k^a(p)$, SVLOF 大于等于 1,已是不争的事实;而在锐利棱边或棱角处虽然有较大的 $\sigma_k^b(p)$,但由于方向的改变,使 $\sigma_k^b(p) \leq \sigma_k^a(p)$,且点 p 距离主体点云越远, $\sigma_k^b(p)$ 相对于 $\sigma_k^a(p)$ 越小。

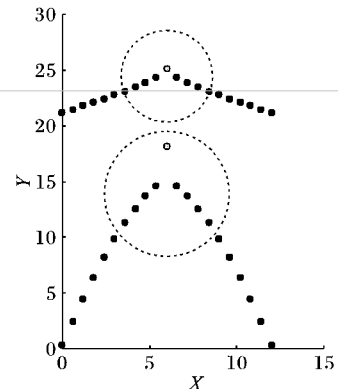


图 2 棱边或棱角处的离群点示意图

为此,本文给出了基于扩展的曲面变化度的局部离群系数:

$$ESVLOF_{sk}(p) = \begin{cases} \frac{\sigma_{sk}^b(p)}{\sigma_{sk}^a(p)}, & \sigma_{sk}^b(p) \geq \sigma_{sk}^a(p) \\ \left(\frac{\sigma_{sk}^b(p)}{\sigma_{sk}^a(p)} \right)^\sigma, & \sigma \leq -2, \sigma_{sk}^b(p) < \sigma_{sk}^a(p) \end{cases} \quad (4)$$

其中:当 $\sigma_{sk}^{\beta}(p) \geq \sigma_{sk}^{\alpha}(p)$ 时,表示点 p 处在平坦或平滑的曲面上;当 $\sigma_{sk}^{\beta}(p) < \sigma_{sk}^{\alpha}(p)$ 时,表示点 p 处在锐利棱边或棱角处,此时, $0 < \sigma_{sk}^{\beta}(p)/\sigma_{sk}^{\alpha}(p) < 1$ 。为了能够与平滑曲面的局部离群系数匹配,选择了负指数系数 σ , σ 越小检测棱边处离群点的灵敏度越高, $\sigma \leq -2$ 为经验值,一般选择 $-5 \sim -2$ (本文选择 -4)。

2 ESVLOF 算法

2.1 类 k 邻域的参数选取原则

由于 $ESVLOF_{sk}$ 来源于类 k 邻域的统计量, k 与 r 的选取直接影响到类 k 邻域的大小,从而影响到 $ESVLOF_{sk}$ 的真实性和稳定性。所谓真实性是指局部曲面的真实变化情况,稳定性是指 $ESVLOF_{sk}$ 波动的大小。类 k 邻域越小, $ESVLOF_{sk}$ 的真实性越强,但稳定性越差;反之,则稳定性越强,真实性越差。很大的类 k 邻域会使 $ESVLOF_{sk}$ 失去局部性,并将近离群点淹没在 $ESVLOF_{sk}$ 接近于1上,还会严重影响算法的运算效率。因此,采用了如下的 k 与 r 的选取原则。

设点云中点的数量为 N ,它们构成曲面的近似表面积为 S ,如图3所示, s 为点云在二维平面(XOY 平面)上的投影面积, l 为投影区域的周长, h 为 Z 坐标的均值。则点云的平均密度为:

$$\rho = N/S; S = s + l \times h \quad (5)$$

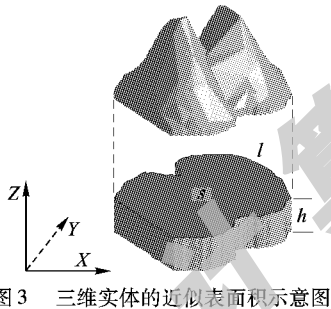


图3 三维实体的近似表面积示意图

$$\text{令 } k = \pi r^2 \rho \quad (6)$$

用式(6)来约束 k 与 r 之间的关系, r 为不大于三维实体中最小曲面的半径。

由于式(6)的约束,在点云的高密度区,类 k 邻域元素的个数为 k ,覆盖的曲面不会大于三维实体中的最小曲面;低密度区的类 k 邻域也不会覆盖过大的三维曲面;当然,对于中密度区自然是最为合适的。由于类 k 邻域中元素的个数不大于 k ,所以,用类 k 邻域计算曲面变化度的速度将快于用 k 邻域的计算。

2.2 算法实现

本文算法的第一步同文献[11]的第一步完全相同,都是先采用三维区域增长消除远离群点。

第二步同样只处理近离群点,但处理方式不同:由于大于 $ESVLOF_{sk}$ 阈值的点不全是离群点,还可能是低密度区中的某点,如果简单地剔除,会使该区域的点云密度更低,使重构后的三维实体出现局部凹陷。本文用距离该点最近的8个点的均值取代,总体实现过程如图4所示。

2.2.1 计算主体点云的平均密度 ρ

将去掉远离群点的点云 $p(x, y, z)$ 的 Z 坐标看作 XOY 平面上的像素,其值为1,其他像素为0。首先,将像素值为1、距离不大于阈值 th 的区域用1插值得到二值图像;然后,计算二值图像的明暗像素个数之比 η ,则主体点云在 XOY 平面上的

投影面积为 $s = \eta \times m \times n$,其中 m 和 n 是二值图像的尺寸;最后,提取二值图像的边缘,其长度为三维实体的周长 l , Z 坐标的均值为三维实体的平均高度 h ,由式(5)即得点云的平均密度 ρ 。具体步骤如下:

Step1 定义二维数组 $G_{m \times n} = 0, m, n$ 为 $z \neq 0$ 的 X, Y 范围。

Step2 如果 $z \neq 0, G(x, y) = 1$ 。

Step3 在 G 中,对于任意两个值为1且距离小于 th 的中间像素用1插值。

Step4 计算 s, l 和 h ,由式(5)得平均密度 ρ 。

2.2.2 曲面变化度计算

为了提高计算效率,首先进行潜在近离群点的识别。无论是在平坦或连续变化的区域还是在棱边区域,近离群点的饱和类 k 邻域计算所得的曲面变化度一定较大。因此,可以通过以下步骤进行潜在近离群点的识别:

Step1 利用式(1)~(2)计算点云中每一点的曲面变化度 $\sigma_{sk}^{\beta}(p)$ 。

Step2 将曲面变化度大于一定阈值的点识别为潜在离群点。

Step2中识别潜在离群点的曲面变化度阈值为一较小的经验值,它的大小一般不会影响到真实近离群点的判别,只会影响到离群点识别的速度。

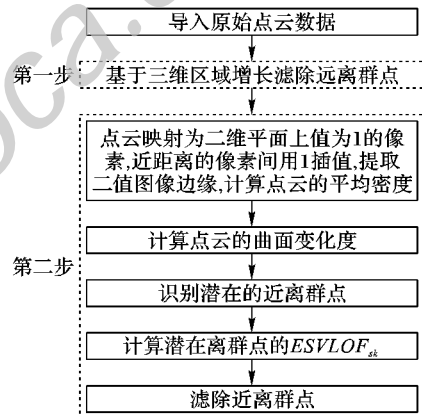


图4 本文算法流程

2.2.3 近离群点判定

真实离群点一定包含在潜在离群点中,因此,仅对潜在离群点中的点计算 $ESVLOF_{sk}$ 值即可识别出所有离群点。为防止删除离群点后三维实体中出现凹陷,用距离该点最近的8个点的均值来取代离群点。步骤如下:

Step1 利用式(4)计算潜在离群点中每一点的 $ESVLOF_{sk}$ 值。

Step2 $ESVLOF_{sk}$ 值大于设定容限的点作为离群点,并用该点的8邻点均值代之。

3 实验与分析

算法用VC++ 6.0语言实现,并在启天 M1750 商用计算机(Pentium Dual-Core CPU,主频 3.06 GHz,内存 2 GB)上进行测试。为了与原始SVLOF算法作比较,所有实验的邻近点数 k 取为10。对同样的点云数据,三维重建的直观效果与所用的方法有关。Ball Pivoting方法^[12]具有较高的运算效率,但自身具有较强的曲面平滑作用,使重建后的三维实体缺少锐利的棱边,不便于比较离群点滤除的实际效果。Hoppe等^[13]根据稠密的散乱点集自动计算法矢信息,用切平面线性

逼近待重建曲面的局部形状,然后利用实现等值面抽取的步骤立方体算法输出曲面的三角化模型。该方法自动化程度高,能够识别曲面边界,但对于曲面边界以及尖锐棱边部分的重建效果仍不够理想。周儒荣等^[14]对 Hoppe 提出的三角网格面重建算法进行了改进,能更好地进行有界曲面以及带尖锐棱边曲面的重建,且效率较高。因此,实验中均选择周儒荣算法重建三维实体,作为离群点滤除的效果对比。

3.1 仿真验证

本文算研究的是近离群点的消除,远离群点的消除完全采用 SVLOF 算法中给出的三维区域增长法,因此不对远离群点作验证。首先利用 Matlab 的 peaks 函数产生如下仿真数据:在以点 $(-3.5, -3.5, 0)$ 、 $(3.5, 3.5, 0)$ 为对角线的正方形平面内产生 250000 个数据点作为主体点云;然后,向主体点云中增加距离真实点云距离在 0.1 ~ 0.2 的噪声点数据作为近离群点,近离群点个数分别是 100, 200 和 400。如图 5(b)、(c) 分别为 SVLOF 算法和 ESVLOF 的结果,它们的阈值均取为 4。表 1 则给出了两种算法对离群点的识别统计。从实际观察来看,ESVLOF 对平滑表面上的离群点的滤除效果不差于 SVLOF,说明将 SVLOF 定义在类 k 邻域上,并不会降低离群点的滤除效果。但 ESVLOF 的处理时间略长于 SVLOF 算法,这是因为仿真数据的密度是相同的,而本文算法需要增加类 k 邻域的约束参数设置。但由统计结果来看,当添加的离群点个数较多(如 400 个)时,ESVLOF 算法仍能够识别出所有的离群点,而 SVLOF 算法有少量离群点没有识别出来(3 个)。这是因为当有个别离群点恰好处在点云的边缘时,SVLOF 算法是检测不到的。

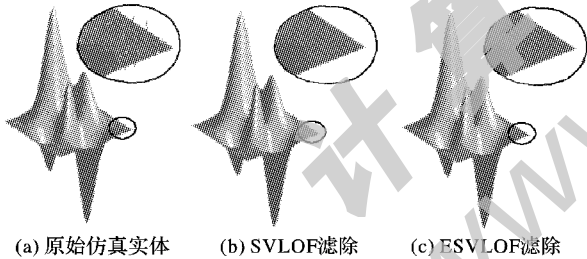


图 5 仿真实体近离群点的滤除结果

表 1 对仿真近离群点的识别统计

算法	实际离群点数	识别结果	时间/s
SVLOF	100	100	5.50
	200	200	5.51
	400	397	5.53
ESVLOF	100	100	5.80
	200	200	5.82
	400	400	5.88

3.2 实际数据验证

图 6 ~ 7 是实际扫描的一个半球状工件和某铸铁工件两种工件在去掉远离群点后重构的三维图像及其近离群点的滤除结果。图 8 是对图 7 的矩形框进行局部放大 6 倍后的情况。表 2 ~ 3 是针对这两种工件进行近离群点的识别统计。如果只观察和分析仅包含平滑连续表面的图 6(b) ~ (c), 以及表 2, 只能说明运算速度略有提高, 还不能说明本文算法的优点。由于三维实体不可能只有平滑连续的表面, 有可能还有锐利的棱边。如图 7 所示的铸铁工件, 既含有平滑连续的表面, 又包含锐利的棱边。SVLOF 算法能够滤除光滑连续表

面上的离群点, 但不会滤除锐利棱边上的离群点, 从图 7 的局部放大效果图 8 来看, 原始数据中棱边上的 2 个离群点在图 8(b) 中仍然存在, 但在图 8(c) 中明显被滤除了。因此, 本文算法的滤除效果优于 SVLOF 算法, 它不仅可以滤除平滑表面上的离群点, 也能滤除锐利棱边上的离群点, 表 3 的统计数据也进一步证实了这一点。从表 1 的仿真数据和表 3 的实测数据统计来看, ESVLOF 算法比 SVLOF 算法检测出的离群点个数虽然增加不多, 但是, 多检出来的点均是锐利棱边上的离群点, 这种离群点的多少与点云中的棱边有关, 如果点云中沒有棱边(如半球工件), 则 ESVLOF 算法与 SVLOF 算法的检出率是相同的。

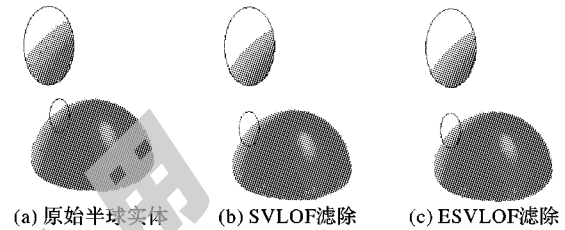


图 6 半球实体近离群点的滤除结果



图 7 铸件实体近离群点的滤除结果

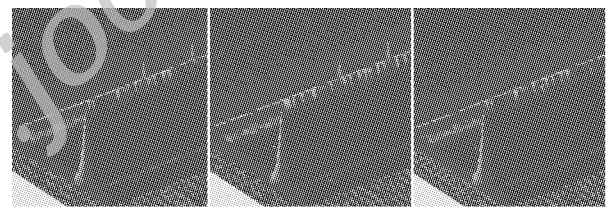


图 8 对图 7 中矩形框放大 6 倍的结果

表 2 半球工件近离群点的识别统计(点云点数为 248 700)

算法	识别出的离群点数	时间/s
SVLOF	1 159	5.43
ESVLOF	1 159	5.41

表 3 铸铁工件近离群点的识别统计(点云点数为 110 770)

算法	识别出的离群点数	时间/s
SVLOF	882	2.41
ESVLOF	891	2.40

4 结语

本文提出了一种针对散乱点云近离群点的滤除算法, 该算法首先将 SVLOF 定义在类 k 邻域上, 并分析了原始 SVLOF 会在三维实体的棱边或棱角处出现异常现象。针对这种异常现象, 重新定义了 SVLOF, 使新定义的 ESVLOF 既能滤除平滑连续表面上的离群点, 又能滤除三维实体的棱边或棱角点处的离群点, 同时仍然保留 SVLOF 原有的足够宽泛的阈值选取空间, 并将其应用于靠近点云的离群点识别中去。基于仿真数据和实测数据的实验证明, 本文算法能够更有效地检测出距离主体点云近的近离群点, 且效率也不低于原始的 SVLOF 算法。

(下转第 1128 页)

- 31(2): 449–460.
- [3] CARNEIRO G, NASCIMENTO J C, FREITAS A. The segmentation of the left ventricle of the heart from ultrasound data using deep learning architectures and derivative-based search methods [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, 21(3): 968–982.
 - [4] MAULIK U. Medical image segmentation using genetic algorithms [J]. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, 2009, 13(2): 166–173.
 - [5] NOBLE J A, BOUKERROU D. Ultrasound image segmentation: a survey [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2006, 25(8): 987–1010.
 - [6] MAZAHARI S, SULAIMAN P S B, WIRZA R, *et al.* Echocardiography image segmentation: a survey [C]// *Proceedings of the 2013 International Conference on Advanced Computer Science Applications and Technologies*. Piscataway: IEEE Press, 2013: 327–332.
 - [7] BAY H, ESS A, TUYTELAARS T, *et al.* SURF: speeded-up robust features [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2008, 110(3): 346–359.
 - [8] LIEBSCHER S, KIRSCHSTEIN T, BECKER C. RDELA — a Delaunay-triangulation-based, location and covariance estimator with high breakdown point [J]. *Statistics and Computing*, 2013, 23(6): 677–688.
 - [9] CHAN T F, VESE L A. Active contours without edges [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2001, 10(2): 266–277.
 - [10] LYSAKER M, LUNDERVOLD A, TAI X. Noise removal using fourth-order partial differential equation with applications to medical magnetic resonance images in space and time [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2003, 12(12): 1579–1590.
 - [11] MUMFORD D, SHAH J. Optimal approximations by piecewise smooth functions and associated variational problems [J]. *Communications on Pure and Applied Mathematics*, 1989, 42(5): 577–685.
 - [12] WANG X, HUANG D, XU H. An efficient local Chan-Vese model for image segmentation [J]. *Pattern Recognition*, 2010, 43(3): 603–618.
 - [13] MIKOLAJCZYK K, TUYTELAARS T, SCHMID C, *et al.* A comparison of affine region detectors [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2005, 65(1): 43–72.
 - [14] MIKOLAJCZYK K, SCHMID C. A performance evaluation of local descriptors [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, 27(10): 1615–1630.
 - [15] BAY H, TUYTELAARS T, Van GOOL L. *Computer Vision — ECCV 2006* [C]// *Proceedings of the 9th European Conference on Computer Vision*, LNCS 3951. Berlin: Springer-Verlag, 2006: 404–417.
 - [16] SANGINETO E. Pose and expression independent facial landmark localization using dense-SURF and the Hausdorff distance [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2013, 35(3): 624–638.
 - [17] POONGUZHALI S, RAVINDRAN G. A complete automatic region growing method for segmentation of masses on ultrasound images [C]// *Proceedings of the the 2006 International Conference on Biomedical and Pharmaceutical Engineering*. Piscataway: IEEE Press, 2006: 88–92.
 - [18] CARNEIRO G, GEORGESCU B, GOOD S, *et al.* Detection and measurement of fetal anatomies from ultrasound images using a constrained probabilistic boosting tree [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2008, 27(9): 1342–1355.

(上接第1092页)

参考文献:

- [1] PEI J, HAN J, MAO R, *et al.* CLOSET: an efficient algorithm for mining frequent closed item sets [C]// *Proceedings of the 2000 ACM SIGMOD International Workshop on Data Mining and Knowledge Discovery*. New York: ACM Press, 2001: 11–20.
- [2] WANG J, HAN J, PEI J. CLOSET+: Searching for the best strategies for mining frequent closed item sets [C]// *Proceedings of the 9th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. New York: ACM Press, 2003: 236–245.
- [3] XU X, SONG D, ZHANG X, *et al.* Research of detection of outliers based on locally linear weighted value [J]. *Computer Science*, 2008, 35(5): 154–157. (徐雪松, 宋东明, 张谓, 等. 基于局部线性加权的离群点检测方法 [J]. *计算机科学*, 2008, 35(5): 154–157).
- [4] HAWKINS D M. Identification of outliers [J]. *Biometrical Journal*, 1980, 29(2): 198–200.
- [5] JOHNSON T, KWOK I, NG R. Fast computation of 2-dimensional depth contours [C]// *Proceedings of the 4th International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. Menlo Park: AAAI Press, 1998: 224–228.
- [6] KNORR E M, NG R T, TUCAKOV V. Distance-based outliers: algorithms and applications [J]. *The VLDB Journal*, 2000, 8(3/4): 237–253.
- [7] PAPADIMITRIOU S, KITAWAGA H, GIBBONS P B, *et al.* LOCI: fast outlier detection using the local correlation integral [C]// *Proceedings of the 19th International Conference on Data Engineering*. Piscataway: IEEE Press, 2003: 315–326.
- [8] BREUNIG M M, KRIEGER H, NG R T, *et al.* LOF: identifying density-based local outliers [C]// *Proceedings of the 2000 ACM SIGMOD International Conference on Management of Data*. New York: ACM Press, 2000: 93–104.
- [9] ZHANG Y, LIU X, GUAN Y. Density-based detection for outliers and noises [J]. *Journal of Computer Applications*, 2010, 30(3): 802–805. (张毅, 刘旭敏, 关永. 基于密度的离群噪声点检测 [J]. *计算机应用*, 2010, 30(3): 802–805).
- [10] PAULY M, GROSS M, KOBELT L P. Efficient simplification of point-sampled surfaces [C]// *Proceedings of the 2002 IEEE Visualization*. Piscataway: IEEE Press, 2002: 163–170.
- [11] NIE J, HU Y, MA Z. Outlier detection of scattered point cloud by classification [J]. *Journal of Computer-Aided Design and Computer Graphics*, 2011, 23(9): 1526–1532. (聂建辉, 胡英, 马孜. 散乱点云离群点的分类识别算法 [J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2011, 23(9): 1526–1532).
- [12] BERNARDINI F, MITTLEMAN J, RUSHMEIER H, *et al.* The ball pivoting algorithm for surface reconstruction [J]. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 1999, 5(4): 349–359.
- [13] HOPPE H, DeROSE T, DUCHAMP T, *et al.* Surface reconstruction from unorganized points [J]. *Computer Graphics*, 1992, 26(2): 71–78.
- [14] ZHOU R, ZHANG L, SU X, *et al.* Algorithmic research on surface reconstruction from dense scattered points [J]. *Journal of Software*, 2001, 12(2): 249–255. (周儒荣, 张丽艳, 苏旭, 等. 海量散乱点的曲面重建算法研究 [J]. *软件学报*, 2001, 12(2): 249–255).