

基于 3D 活动轮廓模型的缺陷点云分割方法

莫 堃 尹周平

(华中科技大学数字制造装备与技术国家重点实验室, 湖北 武汉 430074)

摘要 提出一种基于 3D 活动轮廓模型的缺陷点云自动分割方法, 通过扩展数学形态学方法构造符号距离函数估算点云的平均曲率, 并应用中值滤波方法去除点云噪声对曲率估算精度的影响, 避免了点云的一致性法矢估算和三角网格重构, 在保证点云分割精度的同时有效提高了计算效率. 应用结果表明本文方法能够有效处理点云缺陷并实现大规模散乱点云的快速分割.

关键词 点云分割; 活动轮廓模型; 数学形态学; 中值滤波; 三角网格

中图分类号 TH122 **文献标志码** A **文章编号** 1671-4512(2011)01-0082-04

Segmentation of defective point clouds using 3D active contour model

Mo Kun Yin Zhouping

(State Key Laboratory of Digital Manufacturing Equipment and Technology,
Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China)

Abstract An efficient segmentation method of defective point clouds based on 3D active contour model was proposed, which extends the morphology operation to quickly construct signed distance function and employed median filter to reduce noise influence for curvature estimation. This approach can be performed without consistent normal or triangular mesh. It not only guarantees the segment accuracy but also increase the efficiency of segmentation. The industrial example demonstrates this method can reduce the defective influence and realize the efficient segmentation of large and defective point clouds.

Key words point clouds segmentation; active contour model; mathematical morphology; median filter; triangular mesh

作为逆向工程的关键技术之一, 点云分割将测量点云自动划分成特征单一且互不重叠的区域, 以实现特征提取和曲面拟合. 在复杂机械零件现场测量中, 由于测量设备误差、测头可达性限制以及多视角测量数据拼合等原因, 经常导致点云含有噪声、层叠和孔洞等缺陷, 使点云的一致性法矢、三角网格等几何信息估算变得非常困难, 出现法矢相互交错, 三角网格凹凸不平、不封闭和自交等错误.

现有大多数点云分割方法均须用点云的一致

性法矢或三角网格^[1]来实现高阶微分计算或点云邻域遍历^[2-3], 因此很难应用于缺陷点云的分割. 目前, 只有少数方法无须此两类信息来分割含缺陷的点云, 但须要使用诸如多叉树等复杂数据结构^[4]或者耗时的迭代过程^[5]. 如何去除点云的各种缺陷影响, 并实现快速分割的研究相对较少. 针对上述问题, 本文通过将数学形态学运算、中值滤波方法和活动轮廓模型扩展到三维空间体素网格, 避免点云的一致性法矢估算和三角网格重构, 实现缺陷点云的快速自动分割.

收稿日期 2010-07-21.

作者简介 莫 堃(1981-), 男, 博士, E-mail: mokun_1981@sohu.com.

基金项目 国家自然科学基金资助项目(50835004, 50625516).

1 总体思路

分割算法的输入为点云坐标 $P_i=(x_i,y_i,z_i),i=1,2,\cdots,m,m$ 为点云的数量,输出为边界点云和各点云区域的分割结果.为了快速估算曲率值,首先在空间均匀体素网格上构建点云的符号距离函数;然后在此基础上计算点云的平均曲率值,并使用中值滤波减少点云噪声对曲率值估算的影响;最后应用活动轮廓模型来自适应演化空间曲线实现点云分割,须合理设置空间窄带区域宽度来保证分割精度.要解决的关键问题是如何在没有其他辅助信息的前提下正确判定孔洞和层叠区域的距离函数符号.为此,将数学形态学的膨胀和腐蚀基本运算扩展到空间体素网格上,成功地去除点云孔洞和层叠区域的影响并确定其符号距离函数,避免使用耗时的局部拟合技术^[6]来构造符号距离函数.算法的时间复杂度主要取决于以下 3 个步骤的时间复杂度:进行形态学集合运算为 $O(N)$, N 为空间体素网格的数量;完成中值滤波去噪为 $O(m)$;窄带内求解活动轮廓模型为 $O(WN)$.其中: m 为点云数量; W 为窄带宽度.因空间网格一般远大于点云数量($N\gg m$),故算法的计算复杂度为 $O(N)$.

2 构造点云符号距离函数

设 $(x_{\max},y_{\max},z_{\max})$ 和 $(x_{\min},y_{\min},z_{\min})$ 分别为点云 $P_i=(x_i,y_i,z_i)$ 的最大和最小坐标值,给定容差值 r ,将点云定位于宽度为 h 空间均匀体素网格,在 x,y,z 方向上划分的网格数量为

$$N_i=\text{int}\{(I_{\max}+r)-(I_{\min}-r)/h\}$$
$$(I=x,y,z), \tag{1}$$

式中 $\text{int}[\cdot]$ 为取整操作.宽度 h 应和点云的采样密度相对应,让单个体素网格内只有较少的采样点(一般 1~2 个最宜).然后根据点云 P_i 的坐标值计算其所在的网格位置: $\alpha=\text{floor}[(x_i-x_{\min})/h];\beta=\text{floor}[(y_i-y_{\min})/h];\gamma=\text{floor}[(z_i-z_{\min})/h];\text{floor}[\cdot]$ 为向下取整,将 (α,β,γ) 对应网格的节点值设置为 1,其余网格节点值设置为 0,得到空间体素图像 $F(x,y,z)$.将数学形态学的膨胀和腐蚀基本操作扩展到空间体素网格来判定点云缺陷区域的符号.设点云距离函数 φ 内部空间为正号,外部空间为负号,其确定过程如下.

a. 膨胀 设数学形态学结构元素为 B ,通过三维空间的膨胀操作构造一个封闭的包围盒,膨

胀后的图像为

$$F\oplus B(x,y,z)=\max\{F(x-u,y-v,z-w)+B(u,v,w)\},$$

式中 (u,v,w) 分别为结构元素 B 在 (x,y,z) 方向上的尺寸大小. B 的选择十分重要,若 B 尺寸太大,虽可快速填补孔洞和层叠区域,但易使点云细节特征模糊化;若 B 尺寸太小,则须多次膨胀操作才能去除缺陷的影响.选择 $3\times3\times3$ 的空间球形结构元素,能以较少的次数构成包围带,并保持点云细节.在式(1)中,一般选择 $r>3h$,以保证至少完成一次膨胀操作. B 和 r 的选择可根据点云密度来适当调整.

b. 填充 预先设定某内部节点值为 1,通过邻域扩散将膨胀后图像内部节点全部赋值为 1,得到图像 F' .

c. 腐蚀 腐蚀操作用来还原图像的边界轮廓,使距离函数 φ 的内外符号得到准确判定,

$$F'\ominus B(x,y,z)=\min\{F'(x+u,y+v,z+w)-B(u,v,w)\}.$$

结构元素 B 的选择以及腐蚀的次数必须和膨胀过程完全一致.最后用快速推进算法^[7]来计算点云的距离函数,内外符号与距离函数相乘可以得到符号距离函数 φ' .

3 估算点云平均曲率

根据点云的符号距离函数 φ' ,可得点云的平均曲率

$$\bar{k}=\nabla\cdot(\nabla\varphi'/|\nabla\varphi'|), \tag{2}$$

式中 ∇ 为梯度运算.

计算曲率 k 会受到点云噪声的影响.实际中的点云噪声分布相当复杂,须采用相应的滤波方法来去除.对于随机分布噪声,采用二阶微分计算将放大噪声对 k 的影响并呈现似脉冲噪声的分布,使得噪声区域和非噪声区域之间的区别变得更大,可采用如下中值滤波方法有效去除,

$$k_m=\text{median}\{k_i(V_n)|V_n\in V,\\ i=1,2,\cdots,n\}, \tag{3}$$

式中: $\text{median}\{k_i\}$ 为取数列 k_i 的中值; V_n 为中值滤波滑动窗口,其尺寸须大于结构元 B ,才能有效去除噪声影响.为方便后续分割过程,可将曲率值均转换为正值,并去除极大或极小值.

4 求解活动轮廓模型

将活动轮廓模型应用到体素网格上的点云分

割,利用空间曲线的自动演化将不同特征的点云区域相隔开来完成分割.令 $\mathbf{x}=\{x,y,z\}$ 为空间函数自变量, $\Phi(\mathbf{x})$ 为空间曲线的隐式表达,用能量函数 E 来描述所要实现的分割结果,

$$E=\lambda_1 E_{\text{in}}+\lambda_2 E_{\text{out}}+\omega E_r+\gamma_1 E_l+\gamma_2 E_a,(4)$$

式中: $E_{\text{in}}(\mathbf{x})=\int_{\text{in}}|k(\mathbf{x})-u_{\text{in}}|^2 H(\Phi(\mathbf{x}))d\mathbf{x}$ 和 $E_{\text{out}}(\mathbf{x})=\int_{\text{out}}|k(\mathbf{x})-u_{\text{out}}|^2 H(1-\Phi(\mathbf{x}))d\mathbf{x}$ 分别表示演化曲线内外的平均曲率的总和,分别从曲线内外 2 个方向推动曲线演化; k 为曲率; u_{in} 和 u_{out} 为演化曲线 $\Phi(\mathbf{x})$ 内外的曲率均值,

$$u_{\text{in}}=\int_{\Omega} k^*(\mathbf{x}) H(\Phi(\mathbf{x}))d\mathbf{x} / \int_{\Omega} H(\Phi(\mathbf{x}))d\mathbf{x},$$

$$u_{\text{out}}=\int_{\Omega} k^*(\mathbf{x}) [1-H(\Phi(\mathbf{x}))]d\mathbf{x} / \int_{\Omega} [1-H(\Phi(\mathbf{x}))]d\mathbf{x}; E_l(\Phi)=\int_{\Omega} \delta(\Phi(\mathbf{x}))|\nabla \Phi(\mathbf{x})|d\mathbf{x}$$

和 $E_a(\Phi)=\int_{\Omega} H(\Phi(\mathbf{x}))d\mathbf{x}$ 分别是演化曲线的长度和所围面积,以保证曲线光滑; $\lambda_1, \lambda_2, \gamma_1, \gamma_2$ 和 ω 为正常数,用来调整各个能量函数项对优化结果的影响; $H(\mathbf{x})$ 和 $\delta(\Phi)$ 分别为赫维赛德函数和狄拉克函数, $H(\mathbf{x})=[1+(2/\pi)\arctan(\mathbf{x}/\epsilon)]$, $\delta_{\epsilon}(\mathbf{x})=dH/d\mathbf{x}=(1/\pi)[\epsilon/(\epsilon^2+\mathbf{x}^2)]$. 式中 ϵ 为数值得求解的 1 个极小值.

求解式(4)的极值一般转换为求解水平集方程^[8], $E_r(\Phi)=\int_{\Omega} \frac{1}{2}(|\nabla \Phi|-1)^2 d\mathbf{x}$ 是求解中为避免重新初始化而使用的能量惩罚函数^[9],

$$\frac{\partial \Phi}{\partial t}=-\lambda_1 \delta(\Phi(\mathbf{x}))(k(\mathbf{x})-u_{\text{in}})^2 +$$

$$\lambda_2 \delta(\Phi(\mathbf{x}))(k(\mathbf{x})-u_{\text{out}})^2 + \omega \operatorname{div}\left[\left(1-\frac{1}{\nabla \Phi}\right) \cdot$$

$$\nabla \Phi\right] + \gamma_1 \delta(\Phi(\mathbf{x})) \operatorname{div}\left(\frac{\nabla \Phi}{|\nabla \Phi|}\right) - \gamma_2 \delta(\Phi(\mathbf{x})),$$

(5)

求解上式并提取其零值曲线则可实现区域划分.初始函数 $\Phi_0(\mathbf{x})$ 可设定为

$$\Phi_0(\mathbf{x})=\begin{cases} -c & (\mathbf{x} \in \Omega); \\ 0 & (\mathbf{x} \in \partial \Omega); \\ c & (\mathbf{x} \notin \Omega), \end{cases}$$

式中:常数 c 取相对较大的正常数; Ω 为空间曲线

的内部区域.迭代步长取值为 $\Delta t=1$,曲率 k 均采用中心差分格式,时间项 $\frac{\partial \Phi}{\partial t}$ 采用前向差分格式.

迭代求解方程得水平集函数 $\Phi(\mathbf{x})$ 的数值解后,将数值解插值到点云坐标上.为负值的点云即是边界点云,为正值点云则为区域点云.距离函数 φ 和水平集 $\Phi(\mathbf{x})$ 均在空间窄带内的体素网格中计算,窄带宽度 W 的设置是数值求解的关键,合理设置 W 可以使得窄带内和在三角网格上进行的函数计算有相同的精度.一般设定 $\sqrt{3}h < W < 3h$ ^[10].

5 算法实现与应用

用 VC++ 和 Matlab 相结合的编程环境实现了对如图 1(a)所示医疗器械零件缺陷点云的分割.点云数量为 537 925,算法参数为: $W=2.8h, h=0.01 \text{ mm}, \epsilon=1, c=5, \omega=1, \lambda_1=\lambda_2=1$, 网格分辨率 $129 \times 181 \times 147, \gamma_1=\gamma_2=(k_{\text{max}}-k_{\text{min}})^2 \rho$, 式中: k_{max} 和 k_{min} 是曲率最大值和最小值; $\rho=0.02$. 用式(2)计算出的点云曲率值用颜色深浅表示如图 1(b).虽然在形状变化较大的区域(比如棱边)正确估算出了高曲率值,但在一些外形平坦的区域(如图 1(b)中圆圈标志)却因噪声影响而出现了错误的高曲率估算结果,曲率值呈现类似脉冲的分布.用式(3)的中值滤波对曲率处理后的结果如图 1(c)所示,在平坦区域的错误曲率值得到有效修正(如图 1(c)中圆圈标志),棱边等区域的正确曲率信息得到保留.求解式(5)须要在窄带内设置初始函数 $\Phi_0(\mathbf{x})$,可以任意取一连通区域并设为负值(如图 1(d)中深色部分),其余均设为正值(如图 1(d)中浅色部分).数值迭代 18 次求解方程(5)得到如图 1(e)所示 $\Phi(\mathbf{x})$ 的最终函数.水平集函数 $\Phi(\mathbf{x})$ 的零值曲线(图 1(e)中深色部分)依据曲率分布将点云有效的划分成互不连通的区域.将 $\Phi(\mathbf{x})$ 的数值解插值到点云上,提取为负值的点云得到如图 1(f)所示的边界点云.余下点云依据其连通性分割得到各点云区域(如图 1(g)所示).图 1(g)中圆圈标志了点云中的局部缺陷,但并没有使得点云产生错误的划分区域.



(a) 采样点云 (b) 计算曲率 (c) 处理后曲率 (d) 初始函数 (e) 最终函数 (f) 边界点云 (g) 云点区域

图 1 某医疗机械零件的缺陷点云分割

构造三角网格是很多现有分割方法的一个必要步骤,以图 1 所示零件为例,比较了本文方法的分割时间与构造三角网格所用的时间(见表 1)。从表 1 的比较结果看出,当点云数量较少时,点云的三角网格重构时间和本文方法所用时间基本相当,当点云数量超过 2.5×10^5 时,构造三角网格所用的时间迅速增加,大大超过了本文方法所有步骤所消耗的时间。

表 1 不同点云数量时三角网格重构时间和本文方法分割时间对比

点云 数量/ 10^5	三角网格 重构时间/s	本文方法 分割时间/s
0.6	30.332 4	39.996 8
1.2	66.563 3	48.785 0
2.5	81.962 3	58.244 1
5.0	171.993 2	82.582 2
5.5	180.689 7	86.578 5

针对缺陷点云很难估算一致性法矢、三角网格等几何信息难题,通过在空间体素网格上构建点云的符号距离函数估算点云平均曲率值,并应用 3D 活动轮廓模型对空间曲线的自适应演化功能实现缺陷点云快速分割。在无须其他辅助信息的条件下,通过扩展到空间体素网格上的数学形态学操作,快速构造出缺陷点云的符号距离函数,并有效地去除了缺陷数据对曲率估算的影响。在保证分割精度的同时,避免了耗时的三角网格构造和一致性法矢估算,提高了分割的效率。

应用实例和比较结果表明,点云缺陷对分割的影响能被有效去除,分割效率要优于常见的基于三角网格分割方法。特别是在解决工程实际中数量庞大的缺陷点云分割问题上,本文方法更为高效。

参 考 文 献

[1] Xiaobai C, Aleksey G, Thomas F. A benchmark for 3D mesh segmentation[C]// ACM SIGGRAPH 2009. New Orleans, Louisiana: ACM, 2009: 1-12.

[2] Lee Y, Lee S, Shamir A, et al. Intelligent mesh scissoring using 3D snakes[C]// Proceedings of the Computer Graphics and Applications, 12th Pacific Conference. Seoul: IEEE Computer Society, 2004: 279-287.

[3] Hitoshi Y, Stefan G, Rhaleb Z, et al. Mesh segmentation driven by Gaussian curvature[J]. The Visual Computer, 2005, 21 (8-10): 659-668.

[4] 孙殿柱,范志先,李延瑞. 散乱数据点云边界特征自动提取算法[J]. 华中科技大学学报: 自然科学版, 2008, 36(8): 82-84.

[5] Provot L, Debled-Rennesson I. 3D noisy discrete objects: segmentation and application to smoothing[J]. Pattern Recognition, 2009, 42 (8): 1626-1636.

[6] Ouyang D, Feng H. On the normal vector estimation for point cloud data from smooth surfaces[J]. Computer-Aided Design, 2005, 37 (10): 1071-1079.

[7] Chopp D L. Some improvements of the fast marching method[J]. SIAM Journal of Scientific Computing, 2002, 23 (1): 230-244.

[8] Osher S, Fedkiw R. Level set methods and dynamic implicit surfaces[M]. New York: Springer, 2003.

[9] Chunming L, Chenyang X, Changfeng G, et al. Level set evolution without re-initialization: a new variational formulation[C]// IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. San Diego: IEEE Computer Society, 2005: 430-436.

[10] Memoli F, Sapiro G. Fast computation of weighted distance functions and geodesics on implicit hypersurfaces[J]. Journal of Computational Physics, 2001, 173(2): 730-764.