一种鲁棒的三维点云骨架提取方法

王晓洁¹, 周元峰^{1*}, 潘晓¹, 张彩明^{1,2}

1. 山东大学计算机科学与技术学院, 济南 250101

2. 山东财经大学山东省数字媒体技术重点实验室, 济南 250014

* 通信作者. E-mail: yfzhou@sdu.edu.cn

收稿日期: 2016-06-10; 接受日期: 2016-08-25; 网络出版日期: 2017-02-27

国家自然科学基金重点项目 (批准号: 61332015) 和国家自然科学基金 (批准号: 61572288, 61202148, 61373078) 资助项目

摘要 本文提出了一种鲁棒的三维点云骨架提取的方法. 首先利用一种局部 Laplace 方法对三维点云进行收缩, 然后对收缩之后的部分点云进行主成分分析, 提取局部点云骨架. 对已提取骨架的局部点云进行固定, 并将无法满足当前 PCA (principal component analysis) 半径条件的点云继续执行收缩. 迭代执行收缩和局部骨架提取操作, 直到所有点云满足给定的终止条件, 并得到一个完整的点云骨架. 最后, 通过对骨架的交叉点处理和三次 B 样条曲线拟合来得到最终的骨架曲线. 实验结果表明, 与其他已有方法相比, 本文方法所得到的三维点云骨架结构质量更高且更加鲁棒.

关键词 点云, 骨架提取, Laplace 算子, 主成分分析, B 样条

1 引言

随着计算机性能的逐步完善和三维扫描技术的日趋成熟, 三维点云作为一种物体形状信息的表示方法越来越多地被应用在工程设计、游戏、动画等研究领域. 三维点云模型的骨架可以表达模型的形状拓扑信息, 而且便于交互, 也可以提高模型的存储和计算效率, 因此为三维点云数据提取高质量的骨架是重要的研究问题之一.

骨架是三维模型的一种简单结构表示, 它可以体现三维模型的基本拓扑特征和形状, 而忽略原来的模型中所包含的冗余信息. 骨架有两种表现类型: 一种是曲线模型, 被称为曲线骨架^[1~4]; 另一种为中轴面模型. 根据不同的实际需要, 可以对提取的中轴进行一定程度的精简, 最常用的是精简之后的曲线骨架, 这种骨架模型既能体现出三维模型的拓扑结构, 表现形式又更加精炼, 所以曲线骨架是三维模型比较常用的拓扑表现形式.

三维骨架可以应用到多种领域中. 骨架可用于模型分割方面^[5~7], 通过提取模型的骨架曲线, 分析曲线的拓扑变化, 对三维模型基于骨架结构进行分割. 骨架可用于三维动画中^[8~11], 在制作动画时

引用格式: 王晓洁, 周元峰, 潘晓, 等. 一种鲁棒的三维点云骨架提取方法. 中国科学: 信息科学, 2017, 47: 832–845, doi: 10.1360/N112016-00034
Wang X J, Zhou Y F, Pan X, et al. A robust 3D point cloud skeleton extraction method (in Chinese). Sci Sin Inform, 2017, 47: 832–845, doi: 10.1360/N112016-00034

通常需要人工确定模型,例如人体的关节点位置和每一帧画面中人体的姿态.通过提取人体模型的三维骨架可以自动获取人体关节点的位置,从而准确地应用到三维动画中.骨架还经常用于三维模型表面重建工作^[12~16],根据一定算法得到给定模型的骨架,然后重建出模型的三维表面信息.对表面复杂的三维模型进行交互调整或者变形时,往往可以先对结构简单的骨架进行调整,进而将骨架所对应的顶点或者面片进行调整或者变形.骨架也可以应用于医学领域^[17],如内窥镜漫游,提取肠道、血管、神经等组织的骨架曲线,可以作为漫游路径.三维骨架还可应用在其他研究方面^[18~25],如通过提取植物表面的骨架,来定义植物的形状参数,方便进行植物生长观察.

为了得到三维模型准确的骨架,需要研究一种有效、鲁棒的骨架提取算法.本文提出一种三维点云骨架的提取方法,在给定的三维点云上进行骨架提取并分类,获得骨架拓扑信息后进行进一步 B 样条曲线拟合,以提高骨架曲线质量.

2 相关工作

目前国内外已有许多专家学者针对点云或者网格模型骨架提取进行了深入研究^[26~30],本节就几种典型的基于三维点云数据的骨架提取算法进行介绍.

Cao 等^[28]提出了基于 Laplace 收缩的三维点云骨架提取方法,方法的主要步骤是先对点云利用 Laplace 算子进行收缩,在收缩的基础上进行骨架提取.这种方法的局限在于采用了全局收缩的方式,这种收缩方式容易导致局部点云产生过收缩现象,无法保持原始点云所给定的形状.另一个局限是,收缩力往往被定义为一个常数,这个常数的选择一般为经验值,在几次收缩迭代之后会在一些细长的区域出现一些不必要的分支.若是定义比较小的收缩力,这个区域将会很难收缩到理想状态,若是选择一个比较大的收缩力,则会导致骨架从点云稀疏的地方向点云密集的地方偏离.

Huang 等^[29]在 L_1 测度下对三维点云进行骨架提取.主要步骤是先利用 L_1 距离测度计算点云的骨架点位置,然后再利用主成份分析提取最终骨架.这种方法的局限性在于,当数据不完整时骨架提取就会非常困难.尤其在噪声比较大,数据丢失比较大的情况下,提取的骨架就会不准确.且这种方法适合于比较细长的模型,而对于一些接近于球形的模型,算法的结果并不理想.

Tagliasacchi 等^[30]提出了一种基于不完整点云的骨架提取方法,利用法向信息补全丢失的数据,然后在模型的圆柱形区域上进行鲁棒的曲线骨架的提取.这种方法解决了关节处骨架提取不好的问题,提出了利用旋转对称轴的方法提取曲线骨架,可以在丢失大量数据的前提下也能提取出比较好的骨架.而这种方法的局限性在于,对形状先验的要求比较高,在三维模型凹区域部分无法保证所提取的骨架位于点云的内部,不能自动调节参数,而且不够准确的法向信息和采样信息会使结果产生错误.

本文提出了一种鲁棒的三维点云骨架提取方法,首先给定一组初始三维点云数据,基于局部 Laplace 方法进行点云收缩,然后利用动态 PCA (principal component analysis) 方法进行骨架提取,在计算过程中,将已提取骨架的点云标记为已处理,并对其他点云数据进行进一步收缩.迭代上述过程多次,最终得到点云模型的骨架,算法的主要步骤如图 1 所示.

本文的创新点有以下几个方面:

- 本文基于 Laplace 算子,提出了一种分步局部点云收缩方法,有效地防止因局部点云数据过收缩、其余部分点云数据收缩不够而无法提取骨架的不均衡现象.
- 基于点云数据的局部收缩策略,提出了一种基于动态 PCA 计算的骨架提取方法.在提取局部点云骨架时,能够动态调整 PCA 的计算半径,自动计算点云骨架分支,并最终将骨架分支合并起来.
- 对提取的骨架进行了拓扑分类,并采用 B 样条曲线对分类后的骨架进行优化.

图 1 (网络版彩图) 算法流程

Figure 1 (Color online) Overview of our algorithm. (a) Original point cloud; (b) the contracted points (blue) after one iteration; (c) point status after skeleton extraction and classification (e.g., the four legs of the horse); (d) continue contracting the unstable points (i.e., the dark blue points) with the stable points (i.e., the cyan points) fixed; (e) the final skeleton extraction and classification result after optimization

3 基于局部 Laplace 收缩的三维点云骨架提取

对于三维点云的骨架提取, 本文提出了一种点云局部收缩方法, 同时结合动态 PCA 半径估计, 对提取出来的局部骨架分支进行合并处理, 最终获得点云的整体骨架. 首先回顾一下基于 Laplace 的点云收缩方法.

3.1 基于 Laplace 方法的点云收缩

基于 Laplace 的点云收缩^[28] 计算过程可归结为求解一个线性方程组:

$$\begin{bmatrix} W_L L \\ W_H \end{bmatrix} P' = \begin{bmatrix} 0 \\ W_H P \end{bmatrix}, \quad (1)$$

其中 P' 是收缩之后的点云. W_H 和 W_L 是两个对角矩阵, 用来定义收缩和反收缩力. L 是 Laplace 加权矩阵:

$$L = \begin{cases} \omega_{i,j} = \cot \alpha_{i,j} + \cot \beta_{i,j}, & (i,j) \in E; \\ \sum_{(i,j) \in E}^k -\omega_{i,j}, & i = j; \\ 0, & \text{其他.} \end{cases} \quad (2)$$

图 2 (网络版彩图) Laplace 非局部收缩方法 [28]

Figure 2 (Color online) Result of the Laplace global contraction [28]. Part of the point cloud have been over-contracted while others are under-contracted, this may result the over-contracted point cloud outside the original point cloud as shown in the right region indicated by the black boxes

对于矩阵 L 的计算, 先找到每个点云的 K 邻近点, 将局部点云投影到平面上, 在平面上对点云进行 Delaunay 三角化. 三角化之后得到局部点云的连接关系, 可以方便计算夹角的余切值, 从而求出 Laplace 加权矩阵 L .

Laplace 收缩 [28] 操作是迭代进行的, 步骤如下:

- (1) 令 $P = P^t$,
$$\begin{bmatrix} W_L^T L^T \\ W_H^T \end{bmatrix} P^{t+1} = \begin{bmatrix} 0 \\ W_H^T P^T \end{bmatrix}$$
 利用该式迭代求出第 $t+1$ 次的点云坐标;
- (2) 更新 $W_L^{t+1} = W_L^t S_L$ 和 $W_{H,i}^{t+1} = W_H^0 S_i^0 / S_i^t$, 其中 S_i^0 和 S_i^t 是点 P_i 的邻接三角形面积之和, W_H^0 对角线元素为 1.0, 以后每次的收缩, 都采用式 (2) 进行更新.

非局部 Laplace 收缩方法 [28] 容易导致点云局部收缩过大, 而其他部分点云还未收缩到理想状态. 在点云质量不高的情况下, 可能会出现部分收缩后的点云位于原始点云外部, 而部分点云收缩程度不彻底的情况. 如图 2 所示的 Octopus 模型例子中, 利用文献 [28] 中的非局部收缩方法, 当章鱼头部还没收缩到一定程度时, 章鱼足部的点云已经出现了过收缩, 移动到了原始点云外部. 因此, 针对此问题, 本文提出一种局部 Laplace 点云收缩方法, 结合动态 PCA 方法, 能够鲁棒地分步提取局部点云模型骨架, 最终得到整体骨架.

3.2 局部点云收缩

基于 Laplace 点云收缩方法可以较好的提取出点云骨架, 但存在部分点云数据过收缩, 而另一部分点云数据收缩不彻底的情况. 本节介绍一种局部点云收缩的方法, 即在对点云进行 Laplace 收缩的同时进行骨架提取, 当点云收缩到骨架位置附近时, 提取骨架并将这部分点云标记为稳定状态 P_{stable} , 其他点标记为不稳定的点 P_{unstable} . 在每次迭代收缩步骤中, 利用式 (3) 对点云数据计算其 L 矩阵. 将新的 L 矩阵代入式 (1) 中进行收缩运算. 重复执行以上步骤, 直到所有的点云都可以提取骨架, 且

拓扑分类完成为止. Laplace 矩阵重新计算如下:

$$L = \begin{cases} \omega_{i,j} = \cot \alpha_{i,j} + \cot \beta_{i,j}, & (i,j) \subseteq E, i \in P_{\text{unstable}}, j \in P_{\text{unstable}}; \\ \sum_{(i,j) \in E}^m -\omega_{i,j}, & i = j, i \in P_{\text{unstable}}, j \in P_{\text{unstable}}; \\ 0, & \text{其他.} \end{cases} \quad (3)$$

局部 Laplace 点云收缩算法可归纳为:

算法 1 Laplace 局部收缩算法

输入: 点云 P , 迭代次数 iterateTime ;

步骤 1: 若 iterateTime 等于 1, 则计算 W_H^0, S^0, W_L^0 和 L , 利用式 (1) 和 (3), 求出收缩后点云的坐标, 然后进行骨架提取;

步骤 2: 若 iterateTime 大于 1, 则针对没有达到稳定状态的点云重新计算 W_H^i, S^i, W_L^i 和 L , 再次利用式 (1) 和 (3) 求出收缩后点云的坐标, 调用骨架提取算法, 进行骨架的提取;

步骤 3: 判断没有达到稳定的数据点的个数. 若是还存在不稳定点, 则重复执行步骤 2; 若所有点云都已经达到稳定状态, 则算法结束.

类似地, 算法 1 的收敛性采用两个参数来保证, 分别为 W_H 和 W_L . 这两个参数用来控制收缩的力是相反的. W_L 是用来约束收缩的力, 即让点云聚集的力, 而 W_H 是与 W_L 相反的力, 用来保证点云收缩的收敛性. 在此, 为了约束点云的 Laplace 收缩方向与点云的法向一致, 将点云的收缩方向在其法向上做投影, 投影后的向量作为顶点新的调整向量. 具体方法是: 在对点云进行局部三角化时, 基于局部点云的拟合平面求出每个顶点的单位法向 N_i , 在第 t 次迭代基于 Laplace 矩阵求得新的顶点位置 P_{t+1} , 计算 $\overrightarrow{P_t P_{t+1}} \cdot N_i$, 作为新的顶点移动向量.

在进行局部点云收缩时, 需要在每次收缩迭代后对点云数据进行骨架提取, 当能够提取局部点云骨架时, 将此局部点云数据标记为稳定状态, 因此, 局部点云骨架提取是决定收缩和骨架提取算法稳定性的关键因素. 下面我们给出一种基于动态 PCA 方法的点云骨架提取方法.

3.3 基于动态 PCA 方法的点云骨架提取

PCA 方法通常被应用于数据降维中, 可以被用于计算一组数据点的主方向, 提取点云数据的骨架分支. 具体方法为, 遍历采样点, 根据协方差矩阵

$$C_i = \sum_{i' \in i} \theta(\|P_i - P_{i'}\|) (P_i - P_{i'})^T (P_i - P_{i'}), \quad (4)$$

其中 $\theta(r)$ 是一个快速平滑的函数, $\theta(r) = e^{-r^2/(h/2)^2}$, h 为 PCA 半径.

求出式 (4) 中每个数据点对应的协方差矩阵特征值 $\lambda_i^0 \leq \lambda_i^1 \leq \lambda_i^2$ 和特征向量 $\eta_i^0, \eta_i^1, \eta_i^2$, 根据 $\sigma_i = \frac{\lambda_i^2}{\lambda_i^0 + \lambda_i^1 + \lambda_i^2}$ 来判断收缩后的点是否是骨架上的点. 首先, 计算每个收缩后数据点的 σ_i , 令

$$\sigma_i = \frac{\sum_{j \in (\text{KNN}(i))} \sigma_j}{K},$$

其中 $\text{KNN}(i)$ 是 P_i 的 K 近邻, 这里取 $K = 5$. 若 $\sigma_i > 0.9$, 则 P_i 作为骨架的候选点, 从候选点中选取骨架点. 方法是: 选取 σ 值最大的点作为种子点 P_0 . 沿着 P_0 点的 PCA 最大主方向寻找周围的候选点, 当 $\cos(\angle(\overrightarrow{P_i P_{i-1}}, \overrightarrow{P_i P_{i+1}})) \leq \varepsilon$ 时, 停止寻找. 若至少存在 5 个满足上述条件的候选点, 则 P_0 就被

图 3 (网络版彩图) 骨架分支提取过程. 蓝色点为骨架点, 灰色点是候选点, 绿色点为待判定的下一个种子点, 红色直线为提取的骨架分支. 当种子点与一定数量的候选点的夹角在一定阈值范围内时, 将种子点设定为骨架点.

Figure 3 (Color online) The process of the skeleton branch extraction. We denote the blue points as the skeleton points, the gray points as the candidate points, the green point as the next candidate seed, the red line as the extracted skeleton branch. When the angle between the seed point and each of the certain number of candidate points is less than a threshold, the seed point will be set as a skeleton point

图 4 (网络版彩图) 点云包围盒

Figure 4 (Color online) The bounding box of part of the point cloud. (a) The original bounding box; (b) the bounding box after PCA main direction correction

定义为骨架点 (如图 3 所示). 然后再从剩下的非骨架点中找拥有最大 σ 值的种子点, 重复以上过程. 经过多次寻找, 最终会得到一些离散骨架分支, 最后将骨架分支合并得到最终骨架.

骨架提取过程是与点云收缩迭代交替进行的 (算法 1), 在此, 我们提出一种动态 PCA 半径估计方法. 初次提取骨架时的半径 h_i 的计算公式为

$$h_i = h_0 \times d_i / \sqrt[3]{\text{Num}}, \quad (5)$$

其中 h_0 为一个任意给定的常数, d_i 为包围所有点云的包围盒对角线长度, Num 为包围盒内点云中不稳定点的个数. 在局部骨架提取之后, 点云的包围盒如图 4(a). 为使下次骨架提取更加准确, 需要对包围盒进行修正, 修正方法为: 以原包围盒中心点 C 和包围盒中 σ_i 最大点对应的三个单位化后的主方向 $\eta_i^0, \eta_i^1, \eta_i^2$, 建立新的局部标架 t, u, v , 将点云数据分别变换到新的标架下:

$$\begin{pmatrix} t \\ u \\ v \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \eta_i^0[0] & \eta_i^0[1] & \eta_i^0[2] \\ \eta_i^1[0] & \eta_i^1[1] & \eta_i^1[2] \\ \eta_i^2[0] & \eta_i^2[1] & \eta_i^2[2] \end{pmatrix} \begin{pmatrix} P_i(x) - C_x \\ P_i(y) - C_y \\ P_i(z) - C_z \end{pmatrix},$$

图 5 (网络版彩图) 分支连接

Figure 5 (Color online) Connecting the branches of the skeleton. (a) Skeleton before branch connection; (b) skeleton after branch connection

从而计算出在新的标架下的包围盒. 修正之后根据新的包围盒重新确定对角线长度 d_i , 修正后的包围盒如图 4(b). 在下次迭代中, h_0 保持不变, 根据新的包围盒更新半径 h_i . 不断循环此过程, 直到所有骨架都已经提取完毕为止. 此外, 判断骨架提取是否准确的方法是: 计算出修正之后包围盒的中心线, 骨架点向包围盒中心线做投影, 求出最大距离. 若最大距离小于给定的阈值, 则说明提取的骨架是正确的, 将包围盒内所有点标记为稳定点, 否则说明不满足给定的误差范围, 继续进行局部收缩操作. 具体算法如算法 2 所示:

算法 2 骨架提取算法

输入: 收缩之后的点云;

- 步骤 1: 遍历每个不稳定点, 用 PCA 方法计算以当前点为中心的特征值与特征向量;
- 步骤 2: 利用 KD-tree 找到当前点的邻近点, 如果邻近点的个数大于 5, 则求出 σ_i , 选出候选点;
- 步骤 3: 找出 σ_i 最大值的候选点, 求出该点与邻近候选点之间的夹角, 若夹角小于给定阈值的候选点大于等于 5 个, 则标记该点为骨架点;
- 步骤 4: 连接骨架点得到骨架分支, 未提取骨架分支的不稳定点根据特征向量更新 PCA 半径 h_i ;
- 步骤 5: 遍历所有数据点, 并重复步骤 1~4, 得到所有可提取的骨架分支.

本文在骨架分支提取的同时对其进行分类, 即每提取出一个骨架分支赋予其一个分类号, 同时将其对应的原始点云数据赋予相同的分类. 具体的方法是: 寻找骨架点时, 若当前骨架点是起始点, 则赋予其一个新的分类 category. 然后计算下一个骨架点, 若找到则赋予与当前的骨架点相同的分类号 category, 否则, 当前骨架点与起始点均定义为分支终点, 重复此过程寻找其他分支. 当所有分支寻找完毕后, 需要将分支连接得到初始骨架. 在此, 可以简单根据分支终点设定一个范围, 在此范围内的所有分支终点求得一个重心位置, 将该范围内的分支终点与重心点连接. 若一个骨架分支的两个分支终点均在该范围内, 则选择距离最近的分支终点相连, 如图 5 所示. 点云骨架提取过程如算法 3 所示.

算法 3 点云骨架提取算法

输入: 点云 P ;

- 步骤 1: 首先将 P 标记为不稳定点, 并计算初始 PCA 半径;
- 步骤 2: 调用算法 2 进行骨架分支提取, 能够提取骨架分支的点云标记为稳定点;
- 步骤 3: 将新的骨架分支与已提取的分支相连, 剩余的不稳定点调用算法 1 进行局部 Laplace 收缩;
- 步骤 4: 重复执行步骤 2、步骤 3, 直至所有点标记为稳定点;
- 步骤 5: 输出骨架 S .

基于算法 3 提取的是一个比较粗糙的骨架. 对所提取的骨架分支进行简单合并, 合并后骨架不能保证完全正确. 因此, 本文通过后续优化步骤处理这一问题.

图 6 (网络版彩图) 交叉点处理

Figure 6 (Color online) Handling the joint points. (a) Skeleton result before handling the joint points and classification; (b) skeleton result after handling the joint points and classification

4 点云骨架优化

基于算法 3 提取的点云骨架在收缩的同时进行骨架提取分类, 在骨架分支点的地方并没有进行处理, 这样对原始点云分类准确性也会有较大的影响, 因此需要对骨架以及原始点云在分支点处的分类进行处理. 最后, 对于提取出来的骨架, 采用三次 B 样条曲线拟合的方法进行优化.

4.1 骨架交叉点处理

基于骨架分支连接步骤, 可以很容易计算出每个骨架点的度 (这里将骨架点的度定义为与骨架点相连的骨架分支分类数). 首先找到骨架中的交叉点, 交叉点定义为在此骨架点邻域内的骨架分支大于等于两类的点. 下一步判断交叉点是属于骨架的分支节点还是普通节点, 当交叉点的度为 2 时, 此节点为普通节点, 不做任何处理; 若度大于等于 3, 则定义此节点为分支节点. 由于骨架的分支节点处对应的点云会属于多个分类, 在前面对点云骨架及其对应的原始点云进行分类时, 由于分支点处点云比较复杂, 分类可能不够准确, 如图 6(a) 所示. 为了解决这个问题, 以分支节点为球心点, 对这个球范围内的骨架进行重新分类. 球的半径等于从重心点到连接这个重心点的各个分支点距离最大值.

具体的方法是: 判断在这个球内所有原始点云到球内各个分支端点的距离, 原始点云的分类与距离最短分支的分类相同. 这样就可以将点云更加准确地分类, 如图 6(b) 所示.

4.2 基于 B 样条曲线拟合的骨架优化

对于提取出来的骨架, 采用三次 B 样条曲线插值的方法进行进一步优化. 因为已经对骨架进行了分类, 每个骨架分类都是一个独立的分支, 因此可以对每条骨架分支用一条三次 B 样条曲线进行插值表示. 这里我们将骨架点作为 B 样条曲线的控制顶点, 计算其非均匀三次 B 样条曲线, 表达式为: $P(t) = \sum_{i=0}^n P_i B_{i,4}(t)$, 其中 $B_{i,4}(t)$ 是三次 B 样条基函数, P_i 是控制点.

图 7 (网络版彩图) 收缩结果. 第 1 行为文献 [22] 结果; 第 2 行为本文结果

Figure 7 (Color online) Contraction result. The first row is the result of [28]; while the second row is the result of our method

可以证明, 最终得到的三次非均匀 B 样条骨架曲线仍然位于其代表的局部点云数据所在的包围盒内. 采用反证法: 假定存在 B 样条曲线上的任意一点不在该包围盒内, 则该点所对应的控制顶点不在骨架所对应的这个包围盒内, 基于 B 样条曲线的保凸性可得, B 样条曲线上任意一点在控制顶点所围成的凸包内, 而该凸包一定位于点云所在的包围盒中, 因此与假定相矛盾. 所以 B 样条骨架曲线是位于局部点云所构成的包围盒内部.

5 实验结果比较

本节主要给出本文方法与已有方法的比较结果, 本节中所给出的实验结果均基于 C++ 语言编程, 在 CPU Intel(R) i5 3.10 GHz, 内存 8G 的 PC 机上运行得到. 首先分别使用文献 [28] 中的收缩方法和本文方法对不同的点云数据进行收缩, 结果如图 7 所示. 从实验结果可以看出, 文献 [28] 的方法会使点云收缩不均匀. 如图 7(a) 中所示, 部分点云过收缩, 导致收缩后的点云位于原始点云的外部. 而本文提出的局部 Laplace 方法则避免了这种情况出现, 如图 7(b) 所示. 从图 7 可以看出 Laplace 局部收缩与非局部收缩的区别, 图 7(a) 中的 Octopus 模型出现了过收缩情况, 腿部骨架位于点云外部. Man 模型的腿部, 用非局部 Laplace 方法出现不正确的弯曲, 而局部方法可以避免这种现象. Cow 模型肚子部分, 非局部方法并不能够很好地收缩, 而局部方法可以收缩得比较彻底.

本文对不同点云数据 (Octopus 模型: 2908 个顶点; Horse 模型: 2752 个顶点; FE 模型: 2494 个顶点; Man 模型: 2461 个顶点; Couple 模型: 3000 个顶点; Cow 模型: 2502 个顶点) 使用不同算法进行骨架提取, 并进行比较. 本文和目前最主要的三种点云数据骨架提取方法 [28~30] 进行比较, 实验结果如图 8 所示. 从实验结果可以看出, 本文方法提取的骨架更加靠近点云自然骨架位置, 也能更好地贴合原始点云的拓扑结构.

图 8 (网络版彩图) 本文方法与其他方法比较的结果 (从上到下依次是: Octopus, Horse, FE, Man, Couple, Cow)

Figure 8 (Color online) Comparisons between our skeleton extraction results and others': from top to bottom are Octopus, Horse, FE, Man, Couple, Cow. (a) Results of [28]; (b) results of [30]; (c) results of [29]; (d) our results

从图 8(a) 中 Octopus 模型的比较可以发现, 文献 [30] 的方法结果显示模型腿部有的部分出现了断点, 有的本不属于一类的腿部却连到了一起. 而文献 [28] 的方法结果显示由于章鱼腿部点云相对较细, 导致点云过收缩使骨架出现在点云外部. 采用文献 [29] 的方法, 章鱼头部骨架没有提取出来. 本文

图 9 带噪声模型骨架提取结果

Figure 9 Skeleton extraction results of noisy model. (a) Original point cloud; (b) result of [29]; (c) result of [28]; (d) result of [30]; (e) our result

表 1 时间消耗统计比较

Table 1 Comparisons of the time complexity

Model	Ref. [28] (s)	Ref. [29] (s)	Ref. [30] (s)	Our method (s)
Octopus	26.50	16.45	78.92	76.02
Horse	15.27	32.83	73.58	59.01
FE	18.43	54.28	34.62	114.63
Man	20.33	43.73	27.68	86.55
Couple	11.13	56.70	88.98	104.92
Cow	10.50	44.51	75.70	76.46

的方法有效地避免了上述现象的发生,腿部点云并没有出现过收缩的现象,头部骨架提取得也比较好,分类也比较清楚.对于图 8 (d) 中的 Man 模型,文献 [30] 的方法虽然可以提取出一个拓扑相对比较正确的骨架,但是骨架有部分位于点云外部,并不准确.文献 [28] 的方法结果显示由于人腿部点云的距离相对较近,所以腿部有的地方连接到了在一起,分类不准确.文献 [29] 的方法对于人模型骨架提取的拓扑不正确.本文方法有效避免了上面的问题,腿部分类也比较准确,骨架也始终在点云内部.对于图 8(e) 中的 Couple 模型,通过文献 [30] 的方法结果可以看出在模型底部的地方,骨架的提取并不是很准确.文献 [28] 的方法结果相对于本文方法骨架提取得不够光滑,有很多明显的拐点.文献 [29] 的方法得到的骨架比较光滑,但是并没有提取出全部的骨架,对于模型底座的部分,文献 [29] 的方法并没有提取出骨架,而本文的方法有效地解决了以上方法出现的问题.同时,本文也可以处理带有噪声的模型,如图 9 所示,从所提取的骨架交叉点位置来看,本文方法所得到的骨架基本位于给定点云数据的中心轴位置,且交叉点位置更合理一些.

本文方法由于需要进行大规模的矩阵运算,在时间上有一定的局限性,与其他方法的时间消耗比较结果如表 1 所示.

本文算法局限性为算法只适用于具有曲线骨架的点云数据,对于接近于平面的点云数据无法获得一个好的局部点云收缩结果,因此会影响到 PCA 分析的准确性,提取不出正确骨架或者提取的骨架不够准确,如图 10 中的 Genus 点云模型的骨架提取结果.

图 10 (网络版彩图) 骨架提取不准确的案例
Figure 10 (Color online) A failed case of skeleton extraction

6 结论

本文提出了一种鲁棒的三维点云骨架提取方法, 通过本文方法可以提取一个比较准确的曲线骨架. 算法将点云 Laplace 局部收缩与动态 PCA 方法的骨架提取进行结合, 在收缩过程中对点云进行骨架提取, 从而避免了过收缩导致的骨架提取错误. 在骨架提取的过程中同时对提取的骨架进行分类, 并通过后续的分类优化得到较准确的分类结果. 实验结果验证了本文方法能够鲁棒地提取三维点云的骨架, 基于本文提取的骨架, 可得到更加准确的点云分类结果.

致谢 感谢文献 [28~30] 的作者所提供的代码及程序.

参考文献

- 1 Cornea N D, Silver D, Min P. Curve-skeleton properties, applications, and algorithms. *IEEE Trans Vis Comput Graph*, 2007, 13: 530–548
- 2 Svensson S, Nyström I, Baja G S D. Curve skeletonization of surface-like objects in 3D images guided by voxel classification. *Pattern Recogn Lett*, 2002, 23: 1419–1426
- 3 Cornea N D, Silver D, Yuan X, et al. Computing hierarchical curve-skeletons of 3D objects. *Visual Comput*, 2005, 21: 945–955
- 4 Xie W, Thompson R P, Perucchio R. A topology-preserving parallel 3D thinning algorithm for extracting the curve skeleton. *Pattern Recogn*, 2003, 36: 1529–1544
- 5 Ai T H, Zhang X. The aggregation of urban building clusters based on the skeleton partitioning of gap space. In: Fabrikant S I, Wachowicz M, eds. *The European Information Society: Leading the Way with Geo-information*. Heidelberg: Springer, 2007. 153–170
- 6 Bai X, Latecki L J, Liu W Y. Skeleton pruning by contour partitioning with discrete curve evolution. *IEEE Trans Pattern Anal*, 2007, 29: 449–462
- 7 Liu X, Ai T, Liu Y. Road density analysis based on skeleton partitioning for road generalization. *Geo-spatial Inform Sci*, 2009, 12: 110–116
- 8 Pan J, Zhang J J. Sketch-based skeleton-driven 2D animation and motion capture. *Lect Notes Comput Sci*, 2011, 6758: 164–181
- 9 Dey T K, Sun J. Defining and computing curve-skeletons with medial geodesic function. In: *Proceedings of the 4th Eurographics Symposium on Geometry Processing*, Cagliari, 2006. 143–152
- 10 de Aguiar E, Theobalt C, Thrun S, et al. Automatic conversion of mesh animations into skeleton-based animations. *Comput Graph Forum*, 2008, 27: 389–397

- 11 Pang Z, Zhao Y, Xiao C. Effective skeletons extraction for animated surfaces based on geometry propagation. *Comput Anim Virt World*, 2015, 26: 301–309
- 12 Herda L, Fua P, Plankers R, et al. Skeleton-based motion capture for robust reconstruction of human motion. In: *Proceedings of the Conference on Computer Animation*, Philadelphia, 2000. 77–83
- 13 Boissonnat J D, Geiger B. Three-dimensional reconstruction of complex shapes based on the Delaunay triangulation. *Proc SPIE*, 1993, 1905: 964–975
- 14 Morone N, Fujiwara T, Murase K, et al. Three-dimensional reconstruction of the membrane skeleton at the plasma membrane interface by electron tomography. *J Cell Biology*, 2006, 174: 851–862
- 15 Yan H B, Hu S M, Martin R R, et al. Shape deformation using a skeleton to drive simplex transformations. *IEEE Trans Vis Comput Graph*, 2008, 14: 693–706
- 16 Schall O, Belyaev A, Seidel H P. Error-guided adaptive fourier-based surface reconstruction. *Comput Aided Design*, 2007, 39: 421–426
- 17 Pan X, Zhou Y F, Gao S S, et al. Virtual endoscopy automatic navigation method based on rotation minimizing frames. *J Comput Aided Design Comput Graph*, 2015, 27: 1548–1554 [潘晓, 周元峰, 高珊珊, 等. 最小旋转标架下的虚拟内窥镜自动漫游方法. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2015, 27: 1548–1554]
- 18 Schilling A, Schmidt A, Maas H G. Tree topology representation from TLS point clouds using depth-first search in voxel space. *Photogramm Eng Rem Sens*, 2012, 78: 383–392
- 19 Kaasalainen S, Krooks A, Liski J, et al. Change detection of tree biomass with terrestrial laser scanning and quantitative structure modelling. *Remote Sens*, 2014, 6: 3906–3922
- 20 Bucksch A, Lindenberg R C, Menenti M. SkelTre-fast skeletonisation for imperfect point cloud data of botanic trees. In: *Proceedings of the 2nd Eurographics Conference on 3D Object Retrieval*, Munich, 2009. 13–20
- 21 Sundar H, Silver D, Gagvani N, et al. Skeleton based shape matching and retrieval. In: *Proceedings of Shape Modeling International Conference*, Washington, 2003. 130–139
- 22 Garcia F, Ottersten B. Real-time curve-skeleton extraction of human-scanned point clouds. In: *Proceedings of the International Conference on Computer Vision Theory and Applications*, Berlin, 2015. 54–60
- 23 Wu X, Xu Y X. A robust rigid skeleton extraction method from noisy visual hull model. *Int J Adv Robot Syst*, 2015, 12: 46
- 24 Wang K, Razzaq A, Wu Z, et al. Novel correspondence-based approach for consistent human skeleton extraction. *Multimed Tools Appl*, 2015, 75: 11741
- 25 Cornea N D, Demirci M F, Silver D, et al. 3D object retrieval using many-to-many matching of curve skeletons. In: *Proceedings of International Conference on Shape Modeling and Applications*, Cambridge, 2005. 366–371
- 26 Au O K C, Tai C L, Chu H K, et al. Skeleton extraction by mesh contraction. *ACM Trans Graph*, 2008, 27: 1567–1573
- 27 Rossi L, Torsello A. Coarse-to-fine skeleton extraction for high resolution 3D meshes. *Comput Vis Imag Underst*, 2014, 118: 140–152
- 28 Cao J, Tagliasacchi A, Olson M, et al. Point cloud skeletons via laplacian based contraction. In: *Proceedings of International Conference on Shape Modeling*, Aix en Provence, 2010. 187–197
- 29 Huang H, Wu S, Cohen-Or D, et al. L1-medial skeleton of point cloud. *ACM Trans Graph*, 2013, 32: 96
- 30 Tagliasacchi A, Zhang H, Cohen-Or D. Curve skeleton extraction from incomplete point cloud. *ACM Trans Graph*, 2009, 28: 341–352

A robust 3D point cloud skeleton extraction method

Xiaojie WANG¹, Yuanfeng ZHOU^{1*}, Xiao PAN¹ & Caiming ZHANG^{1,2}

1. School of Computer Science and Technology, Shandong University, Jinan 250101, China;

2. Shandong Provincial Key Laboratory of Digital Media Technology, Shandong University of Finance and Economics, Jinan 250014, China

* Corresponding author. E-mail: yfzhou@sdu.edu.cn

Abstract A robust method for three-dimensional point cloud skeleton extraction is proposed in this paper. First, a Laplace operator is used for contracting three-dimensional point cloud locally, and PCA (principal component analysis) is performed on the contracted point cloud to extract skeleton branches. Then, the local points that have been extracted as skeleton branches are fixed while the rest undergo further contraction. Point cloud contraction and local skeleton extraction are repeated until a complete skeleton curve that satisfies the termination conditions is obtained. Finally, by processing the cross points of skeleton and fitting cubic B-spline curves onto them, we can obtain the final skeleton curves. Experimental results show that, compared to existing methods, point cloud skeleton extraction with the proposed method is more robust and resistant to noise.

Keywords point cloud data, skeleton construction, Laplace operator, principal component analysis, B-spline

Xiaojie WANG received a B.S. degree from the School of Computer Science and Technology, Ludong University, Yantai, China in 2014. She is currently pursuing a Master's degree in computer application technology at the School of Computer Science and Technology, Shandong University. Her main research interest is point cloud geometry processing.

Yuanfeng ZHOU is an associate professor at the School of Computer Science and Technology, Shandong University, and a member of the GD&IV lab. He received a Master's degree and a Doctorate degree from the Department of Computer Science and Technology at Shandong University in 2005 and 2009, respectively. He worked as a post-doctorate in the Graphics Group at the Department of Computer Science of the University of Hong Kong from 2009 to 2011. His research interests include geometric modeling, information visualization, and image processing.

puter graphics.

Xiao PAN received a B.S. degree from the School of Computer Science and Technology, Shandong University of Finance and Economics, Jinan, China in 2011. She is currently pursuing a Ph.D. degree in computer application technology at the School of Computer Science and Technology, Shandong University. Her main research interests are image processing, computer vision, and computer graphics.

Caiming ZHANG is a professor and doctoral supervisor at the School of Computer Science and Technology at Shandong University. He received a B.S. degree and an M.E. degree in computer science from Shandong University in 1982 and 1984, respectively, and a Ph.D. degree in computer science from the Tokyo Institute of Technology, Japan in 1994. From 1997 to 2000, he held a visiting position at the University of Kentucky, USA. His research interests include computer aided geometric design, computer graphics, information visualization, and image processing.