

文章编号: 1006 5013(2010)05-0487-04

三角网格模型特征线提取方法

上官宁, 刘斌

(华侨大学 机电及自动化学院, 福建 泉州 362021)

摘要: 提出一种三角网格模型的特征线提取方法. 在三角网格模型特征点提取的基础上, 人工交互地指定初始特征点. 由初始特征点开始, 应用主成分分析法分析特定范围内特征点集的主方向, 寻找主方向上距离质心最远的特征点, 并作为特征方向上的后继特征点; 依次迭代, 顺序记录特征点序列, 直至寻找的后继特征点落回到初始特征域内才结束. 最终, 用 3 次非均匀 B 样条曲线, 将得到的特征点集合拟合生成光滑特征线.

关键词: 三角网格模型; 特征线; 提取; 主成分分析; 主曲率

中图分类号: TP 391.41

文献标识码: A

在反求工程、计算机动画、计算机可视化等领域, 对网格模型进行 CAD 模型重建、网格简化、网格光滑、网格变形及网格编辑等处理过程中, 通常希望能够保留模型的特征. 更为实际的是, 三角网格模型被广泛地应用于表达任意形状和拓扑的三维几何模型. 现有的网格模型特征线提取方法, 一般是先找出网格上曲率突变点作为特征点, 然后, 将这些离散的特征点连接成线, 也就是特征线. 典型的代表有 Milroy 等^[1]在 OCS(Orthogonal Cross Section) 模型的基础上, 估算出模型上各点处的法矢, 利用法矢和邻点信息拟合一张二次曲面, 计算该二次曲面的主曲率和主方向, 主曲率在主方向的极值点被确定为特征点; 然后, 用能量最小化原则将特征点连成样条线. Yang 等^[2]通过建立局部参数二次曲面来计算主曲率和主方向, 实现了对密集数据点云的特征线提取. 该方法对有误差影响的点云或稀疏点云不适用. 刘胜兰等^[3]提出, 根据相邻三角片的法矢夹角和各点主曲率是否为极值, 分两次提取特征点, 利用三角顶点加权和均匀化等方法, 减少狭长三角片对特征点提取的计算误差影响; 然后, 将特征点分组连接成 B 样条曲线, 实现了三角网格模型的特征线提取. 郭延文等^[4]提出半自动化特征线提取技术, 根据用户指定的点集, 考虑两点间的距离和方向及曲率信息, 提取出初始特征区域后, 再将特征区域映射至二维平面. 最后, 运用 Snake 算法精炼后映射回三维空间, 得出平滑特征线. 这些方法对于离散的网格模型的特征点提取已很成熟, 然而, 将这些特征点连接生成特征线的过程都存在弊端, 因此并不能很好地将特征点分组连接. 为此, 本文着重研究三角网格模型的特征线提取.

1 特征点提取

三角网格模型的特征线生成算法是, 采用主曲率极值法来判断提取出模型的特征顶点.

1.1 离散网格顶点法矢计算

三角网格模型是离散的, 不同于连续表面. 采用文[5]从力学角度提出的单位法矢加权叠加公式, 计算模型中网格顶点法矢. 如图 1 所示, 对于三角网格模型中的任一点 V_i , 设 V_i 的 m 个相关三角形为 $T_k (1 \leq k \leq m)$. 相应地, V_i 有 m 个相邻顶点 $P_k (1 \leq k \leq m)$, N_i 为顶点 V_i 处的法矢, n_k 为 T_k 向外的单位法矢, $d_{i,k}$ 为 V_i 与 P_k 的距离. 则有

$$N_i = \sum_{k=1}^m \left[\frac{d_{k,k+1}}{d_{i,k} + d_{i,k+1} + d_{k,k+1}} \right] n_k, \quad d_{i,m+1} = d_{i,1}. \quad (1)$$

收稿日期: 2009-07-04

通信作者: 刘斌(1972-), 男, 副教授, 主要从事材料成型数值模拟的研究. E-mail: mold_bin@hqu.edu.cn.

基金项目: 福建省科技计划重点项目(2006H0029); 福建省自然科学基金资助项目(E0710017, E0810040)

1.2 主曲率和主方向的计算

由曲面论可知,零件的棱线、脊线、曲面交线等处曲面的曲率较大.为计算每一顶点的曲率,可在顶点 P 处建立曲面 $S(u, v) = (u, v, h(u, v))$, 如图 2 所示. 其中: $h(u, v) = au^2 + bw + cv^2$ 局部坐标系 $(Phuv)$ 由绝对坐标 $(Oxyz)$ 经变换可得, 即经 O 平移至 P , 再旋转使得 z 轴与 h 轴重合, 此时 u, v 可取 x, y 轴.

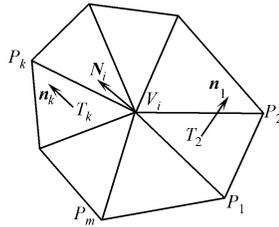


图 1 V_i 点的法矢

Fig. 1 Normal vector of vertex V_i

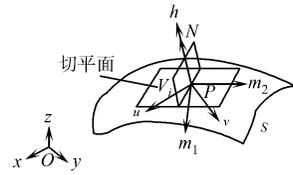


图 2 P 点的局部坐标系

Fig. 2 Local coordinate system of point P

建立的曲面在 P 点处存在无数条主法矢和曲面的法矢 N 重合的曲线, 该曲线族的曲率 k 是曲面在 P 点的法曲率. 法曲率中的极小值 k_1 和极大值 k_2 称为主曲率, k_1, k_2 对应的曲线的切线方向分别为 m_1, m_2 , 称为主方向, 两者总是互相垂直.

由式(1)可以求出任一点 V_i 的法矢 N_i , 然后, 在 V_i 处建立二次曲面 $S(u, v)$, 且 V_i 点的邻接点 V_j ($1 \leq j \leq m$) 在局部坐标系 $(Phuv)$ 下的坐标值为 (u_j, v_j, h_j) . 由 m 个邻点得到的线性方程组为

$$\begin{bmatrix} u_1^2 & u_1 v_1 & v_1^2 \\ u_2^2 & u_2 v_2 & v_2^2 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ u_m^2 & u_m v_m & v_m^2 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} a \\ b \\ c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_1 \\ h_2 \\ \vdots \\ h_m \end{bmatrix}. \quad (2)$$

用最小二乘法解此方程组, 即可求得曲面 $S(u, v)$. 方程的最小二乘解就是使得各个邻点到曲面距离的平方和最小的解. 由曲面的第一、第二基本公式, 可得到曲面上 V_i 处的法曲率 k , 即

$$k = \frac{L + 2M\lambda + N\lambda^2}{E + 2F\lambda + G\lambda^2}.$$

其中: $\lambda = du/dv$; $dk(\lambda)/d\lambda = 0$ 的根为 λ_1, λ_2 . 此时, 法曲率 k 就达到它的极值 k_1, k_2 , 对应的主方向为 $(1, \lambda_1), (1, \lambda_2)$; 或者为 $(-\lambda_1, 1), (-\lambda_2, 1)$. 对于曲面 $S(u, v), k_1, k_2$ 值分别为

$$k_1 = a + c - \sqrt{(a-c)^2 + b^2},$$

$$k_2 = a + c + \sqrt{(a-c)^2 + b^2}.$$

因此, 当 $a < c$ 时, $m_1 = (c - a - \sqrt{(a-c)^2 + b^2}, -b), m_2 = (c - a + \sqrt{(a-c)^2 + b^2}, -b)$; 而当 $a \geq c$ 时, $m_1 = (b, c - a - \sqrt{(a-c)^2 + b^2}), m_2 = (b, c - a + \sqrt{(a-c)^2 + b^2})$.

1.3 主曲率极值判断

在计算出各顶点的主曲率后, 可通过对主曲率的极值判断得出特征点集. 具体方法如图 3 所示.

对任意顶点 V_i , 在 m_1 方向及其反向的延长线与三角形的交点为 A, B (实际空间上并不相交, 是延长线在三角面上的垂直投影与三角形的交点). 当 V_i 点主曲率 k_1 的绝对值大于 A, B 两点在 m_1 方向上的 k 值的绝对值时, 则 V_i 点就是在 m_1 方向上的曲率极值点, 标示为特征点. A, B 点的 k 值可由 V_j, V_{j+1} 在 m_1 方向上的 k_1 值线性组合求得. 该方法同样适用于 k_2 , 可判断 P_i 在方向 m_2 是否为特征点.

需要说明的是, 由于存在曲率计算误差, 直接根据上述极值判断的特征点远远多于实际所需. 引入文[3]中的办法, 加入局部和整体误差消除因子.

(1) 加入局部误差消除因子 I_{err} . 在比较极值时, 用 $(1 - I_{err}) \times k_1$ 来代替 k_1 , 用 $(1 - I_{err}) \times k_2$ 来代替 k_2 , 即 V_i 点主曲率极值比 A, B 点的 k 值大到一定程度时, 才认为该点是特征点. I_{err} 可使特征点密集的区域稀疏化, 可根据实际情况取值. 为了增强大曲率区域的影响, 给每一极值点赋一个曲率权值. 权值等于主曲率极值的绝对值, 若主曲率在两个方向上均为极值, 则取极值的绝对值之和.

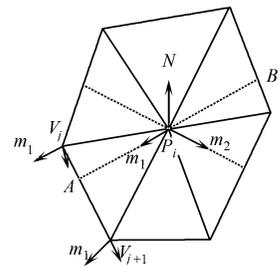


图 3 极值点判断示意图

Fig. 3 Schematic of determination of extremum point

(2) 加入整体误差阈值 g_{err} . 对于每一个曲率极值点, 当某一点曲率权值与最大曲率权值的比值小于阈值 g_{err} 时, 则将这一点从特征点序列中去掉, 即利用 g_{err} 可以去掉曲率平坦区域的杂点.

对鞋楦三角网格模型进行特征点提取, 如图 4 所示. 图 4 中: 网格顶点数为 18 064; 提取的特征点数为 3 824; I_{err} 取 0.008; g_{err} 取所有主曲率极值的绝对平均值的 0.05%.

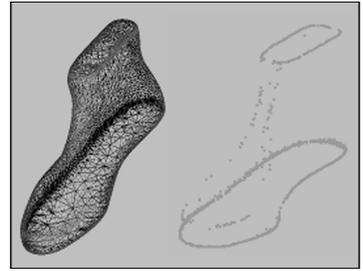


图 4 鞋楦模型及其特征点提取

Fig. 4 Shoe last model and the extraction of its feature points

2 特征线生成

把已提取出的所有特征点看作一个特征点集 F , 集合中特征点的排列是无序的, 且存在某些杂点或不是主要关注的特征点. 如图 4 中鞋楦模型的特征点中, 主要关注的是统口线和楦底板线这两条特征线的识别. 提出一种基于主成分分析技术 (PCA), 将无序的特征点集有针对性的分组连接, 由用户指定需要提取的初始特征位置的特征线生成算法.

2.1 主特征方向识别

特征线生成的第 1 步, 是要将无序的特征点集有序化, 形成一串沿特征方向行进的特征点序列, 而其首要任务就是识别主特征方向.

对于特征点 $P \in F$, P 点在其 δ 邻域内的特征点集合为 $N(P) = \{p_i \in F \mid |p_i - P| \leq \delta, i = 1, \dots, k\}$. 然后, 应用 PCA 方法, 对 $N(P)$ 进行主成分分析. 让集合 $N(P)$ 中的任一点 p_i 减去集合中所有点的平均坐标 \bar{p} (即质心坐标), 计算协方差矩阵 $C(3, 3)$ 为

$$C = (p_1 - \bar{p}, \dots, p_k - \bar{p}) \cdot (p_1 - \bar{p}, \dots, p_k - \bar{p})^T,$$

$$\bar{p} = 1/k \sum_{i=1}^k p_i.$$

对协方差矩阵进行特征分解, 求解特征方程

$$Cx_i = \lambda x_i, \quad i \in \{0, 1, 2\}, \quad \lambda_0 \geq \lambda_1 \geq \lambda_2,$$

则最大特征值 λ_0 所对应的最大特征向量 x_0 为特征点集合的第一主方向, 即是所求的主特征方向.

特别需要注意的是, δ 邻域大小的选取会影响主特征方向识别的准确性, 尤其是特征点在局部分布不均匀的情况下. 在 δ 邻域选取不同大小时, 对主特征方向识别的比较, 如图 5 所示. 图 5 中: 虚线圆圈表示选取的 δ 大小; 直线段为识别的主特征方向.

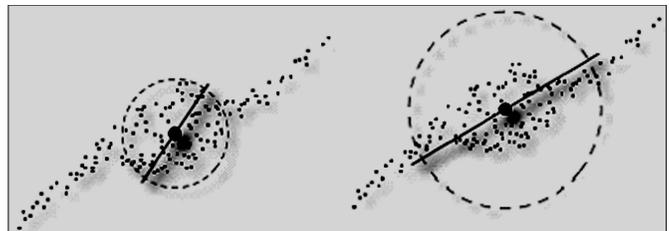


图 5 不同 δ 邻域的主特征方向识别

Fig. 5 Identification of primary feature direction in different δ neighborhoods

文[6]中提出了一种自适应地选取 δ 大小的方法, 逐步递增 δ 值来计算主方向.

即将邻域内的点投影至主方向上, 得到二维点集, 其 X 坐标与 Y 坐标集合对应两个随机变量, 并计算相关系数 $\rho(X, Y) = \frac{\text{cov}(X, Y)}{\sigma(X)\sigma(Y)}$. 根据线性相关性, 直至 $|\rho| \geq 0.7$ 时, 选取的 δ 为较好的值.

2.2 特征线生成

由用户指定初始特征点后, 就可由初始特征点开始进行特征点排序.

首先, 以初始特征点为中心, 进行主特征方向识别. 应用 PCA 方法提取初始特征域内的主特征方向线后, 将初始特征域内的所有特征点投影至主特征方向线上, 取出距离质心最远的特征点, 作为后继特征点加入特征点序列, 且记录初始特征点至该后继特征点的方向为特征线的行进方向.

其次, 再以刚求出的后继特征点为中心, 进入下一轮的主特征方向提取.

重复以上步骤, 寻找又一后继特征点. 如此迭代, 直至寻找的后继特征点落回到初始特征域内才结束. 最终, 可得到一串有序的特征点集合, 用 3 次非均匀 B 样条曲线拟合生成光滑特征线.

所提算法已用 Visual C++ 语言和 OpenGL 技术在微机上编程实现. 鞋楦统口特征线提取的步骤示例, 如图 6 所示.

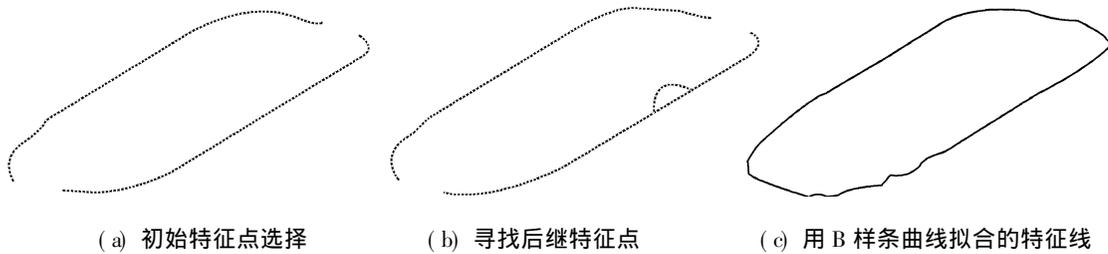


图 6 鞋楦模型统口特征线生成

Fig. 6 Feature line generation of mouth system of shoe last model

3 结束语

在特征点提取的基础上, 提出应用主成分分析的方法识别主特征方向. 沿特征点生长方向搜寻后继特征点, 达到将无序特征点有序化的目的, 进而实现了网格模型的特征线提取. 通过用户交互式的选取初始特征点, 可更针对性地进行有用特征线的提取, 比自动提取方法更具实用价值.

参考文献:

- [1] MILROY M J, BRADLEY C, VICKERS G W. Segmentation of a wraparound model using an active contour[J]. Computer Aided Design, 1997, 29(4): 299-320.
- [2] YANG M, LEE E. Segmentation of measured point data using a parametric quadric surface approximation[J]. Computer Aided Design, 1999, 31(7): 449-457.
- [3] 刘胜兰, 周儒荣, 张丽艳. 三角网格模型的特征线提取[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2003, 15(4): 445-448.
- [4] GUO Yan-wen, PENG Qu-rsheng, HU Guo-fei, et al. Smooth feature line detection for meshes[J]. Journal of Zhejiang University: Science (A), 2005, 6(5): 460-468.
- [5] 柯映林. 离散数据的几何造型技术及其应用研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 1992.
- [6] DANIELS J II, HALK, OCHOTTA T, et al. Robust smooth feature extraction from point clouds[C] // Proceedings of the IEEE International Conference on Shape Modeling and Applications Washington D C: IEEE Computer Society, 2007: 123-136.

Investigation of Feature Line Extraction from Triangular Mesh Model

SHANG-GUAN Ning, LIU Bin

(College of Mechanical Engineering and Automation, Huaqiao University, Quanzhou 362021, China)

Abstract: A method of feature line extraction from triangular mesh model is presented. Initial feature point is manually specified based on feature points extraction from triangular mesh model. From the beginning of initial feature point, method of principle component analysis (PCA) is used to analyze primary direction of feature points in a special region and to search the feature point which is farthest from the center of mass in the primary direction and will be chosen as subsequent feature point. Iteratively, the sequence of the feature points is recorded in order until the sought subsequent feature points are among the initial feature region. Finally, third-order non-uniform rational B-spline curve is used and that obtained set of feature points is fit into a smooth feature line.

Keywords: triangular mesh model; feature line; extraction; principal component analysis; principle curvature

(责任编辑: 陈志贤 英文审校: 郑亚青)