

文章编号:1000-582X(2012)05-040-07

多种子点提取三角网格特征轮廓的方法

唐先智,杨刚生,刘 飞

(重庆大学 机械传动国家重点实验室,重庆 400044)

摘 要:提出一种基于多种子点提取三角网格特征的算法,根据曲率大小和法向矢量检测特征轮廓存在区域并用不同颜色凸显;在适当位置指定种子点并计算种子点的相关属性;构建节点评估函数模型来选择路径节点;最后将提取的特征轮廓线进行光顺处理。通过实例表明,该算法不仅对封闭特征和锐利边缘提取有效,还对开口特征和特征变化平缓的区域有效,甚至对相同特征分叉时提取的准确性更高。

关键词:特征提取;三角网格;评估函数;光顺处理

中图分类号:TP391

文献标志码:A

A method for feature contour extraction of triangular meshes based on multi-seed points

TANG Xian-zhi, YANG Gang-sheng, LIU Fei

(The State Key Laboratory of Mechanical Transmission, Chongqing University, Chongqing 400044, P. R. China)

Abstract: An algorithm for extracting feature curves of triangular meshes based on multi-seed points is proposed. First, feature contour positions of triangular meshes are detected on the basis of curvature value and normal vector, and these positions are highlighted with difference colours. Then, several seed points on the proper position are assigned and their feature attributes are computed. Next, their node assessment functions are constructed and correct path nodes are chosen. Finally, the curves extracted from the triangular meshes are smoothed. Experimental results show that the method is not only effective to extract closed feature curves and sharp edges, but also useful for opened feature curves and the region that the features change gently. It has higher accuracy than other methods to detect feature at the branch feature regions.

Key words: feature extraction; triangular meshes; function evaluation; smoothing

几何特征是几何造型的关键要素。在逆向工程中,模型重建过程就是根据采集对象的点云,重建其几何和拓扑信息并再现特征的过程。特征轮廓线是数据分块的依据。对一些复杂曲面,在曲面重构时一般都要先进行拆面,将数据划分为各个区域单独构建。因此,特征轮廓线提取在曲面数据分块、特征

识别、特征重构等方面都起着重要作用。

刘胜兰等^[1]提出的基于边的方法来提取三角网格模型的特征线,采用顶点加权和均匀化等方法来降低在狭长三角片体处计算误差的影响,能实现自动回溯寻找边界特征点,但仅适用于一般自由曲面,并在收索过程中容易产生曲线波动和曲线中断现

收稿日期:2011-12-20

基金项目:国家自然科学基金重点资助项目(51035001);重庆市自然科学基金资助项目(CSTC,2010BB5247)

作者简介:唐先智(1972-),男,重庆大学讲师,博士研究生,主要研究计算机图形学、CAD\CAM。

刘飞(联系人),男,重庆大学教授,博士生导师,(E-mail)fliu@cqu.edu.cn。

象,对“假”数据具有高的敏感性。Demarsin 等^[2]提出了基于图论和法向量估计来提取点云数据中具有锐利边缘的封闭特征线,主要的优点是创建的群主比原始数据少,缺点是对曲率变化不连续和非锐利边缘的特征提取困难。张慧娟等^[3]提出根据张量投票的算法提取三角网格特征边,利用张量投票矩阵特征值将网格顶点分类,根据顶点类别进行区域增长,能对噪声有抑制作用,该算法对规则数据模型提取结果较好,对自然扫描得到的数据提取优势不明显。在对散乱点云数据特征提取^[4-5]研究中,主要理由边界点的曲率特性检测到边缘上的点,这样容易受到点云中噪声点的干扰,提取到边缘点需要人工拟合合成特征线,也会受人为因素的影响。还有一些其他有关全自动提取特征边缘相关的研究^[6-12],其可行性很大程度都受到点云质量和完整性的影响,提取的特征边界不完整、琐碎,甚至有许多特征线粘连一起等缺点,从而需要一系列的后期处理程序用于修改这些不足,加大了轮廓提取的难度和工作量。因此,这类方法目前在逆向工程应用并不广泛。相比之下,半自动提取方法就充分体现出了其优越性:可根据设计者的需要适时地提取局部边缘轮廓,针对性强;并且可以随时对提取的曲线进行单独编辑,精度容易保证。因此,该方法具有很好的适应性、稳定性和编辑性。

Hsu 等^[13]提出单一种子点的搜索方法,它可以减少噪声对每个节点的影响,仅对具有相同曲率、特征曲线闭合的网格提取有效,但仍有以下 4 个缺点:1)仅用一个种子点进行检索,时间和空间复杂性高,效率低;2)对开口的特征线提取时,正负收索方向无法汇合,即使对封闭特征提取时,如果汇合节点不在

同一网格节点,也很容易导致特征线提取失败;3)对曲率发生变化的特征提取不容易成功;4)用两节点之间的连线来构成特征线,导致提取的特征线弯曲,虽采用文献^[14-15]中的方法来光滑路径,但效果不佳,特征曲线呈锯齿状不均匀分布,不利于在后期三维建模中应用与编辑。因此笔者针对这些方面进行优化和改进,提出多种子点的方法来检测三角网格数据中的特征轮廓。在特征轮廓处指定种子点,然后根据种子点的相关特性搜索与之类似的候选节点,并创建评价函数 F 。对候选节点做评估,选取函数值较小的节点通过扩展,最后将检测到的点连成曲线并对其平滑处理。通过实例验证表明,本方法对三角网格数据边界的提取具有良好的可行性、鲁棒性和实用性。

1 特征轮廓提取流程

随着坐标测量和光学扫描等技术的发展,零件三维数据采集技术已逐步走向成熟,本文实验中所采用的零件网格数据都由 ATOS 光学扫描仪采集,该仪器由德国 GOM 公司开发生产,所采集的点云数据量大,数据完整,精度高,输出格式是常用的 STL 格式,数据经过三角网格化,去噪和平滑等处理。轮廓提取流程主要包括 5 个部分:1)由 ATOS 直接采集数据并以三角网格文件格式输出,或将已有的点云数据网格化处理;2)根据曲率特性检测零件特征区域;3)指定种子点并确定其属性(如曲率、方向、坐标、编号等);4)根据种子点的相关特性,构建评估函数模型,完成路径节点检测;5)对最终搜索到的路径进行光滑处理。流程如图 1 所示。

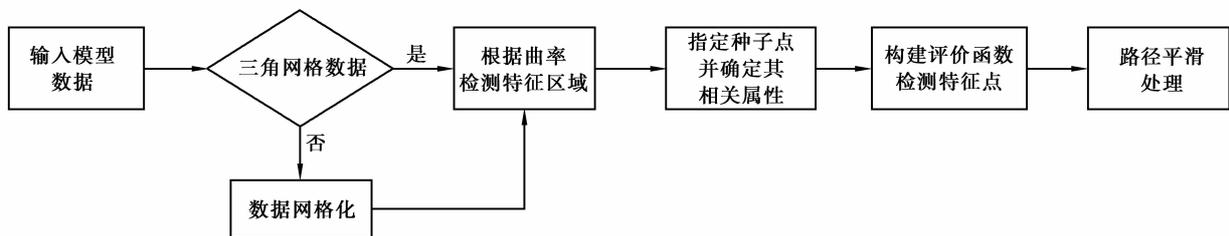


图 1 特征轮廓提取步骤

2 网格节点特性分析

如图 2 所示,在三角边上的点称为边点,在三角形面上的点称为面点,边与边的交点称为角点。边点和角点在路径搜索时都能起到重要作用,面点出现的概率较小,仅当其为种子点的时候参与路径搜

索。每个顶点的属性包含该点处的主曲率、主方向、空间坐标以及编号等。创建三角网格节点数据库:节点用 P 表示;主曲率用 k 表示;方向用 m 表示;坐标 x, y, z ;根节点的编号记为 G_s ; T_p 定义为三角网格顶点 P 处基于法向的张量投票协方差矩阵^[11],其特征值表示为 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ 。当 λ_1 大于 λ_2, λ_3 ,同时 λ_2, λ_3

值趋于 0 时,对应的点为面点;当 λ_1, λ_2 较大, λ_3 值趋于 0 时,对应的点为边点;当 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ 值相近,且都不趋于 0 时,该点为角点。将每个三角网格的所有节点记录在数组 $\{P_i, i=1, 2, \dots, n\}$ 中, n 表示节点个数;所有三角网格数组为 $\{T_j, j=1, 2, \dots, C_m\}$, C_m 表示 $1 \times n$ 的数列; $P_{j,i}$ 表示第 j 三角网格的第 i 网格节点。

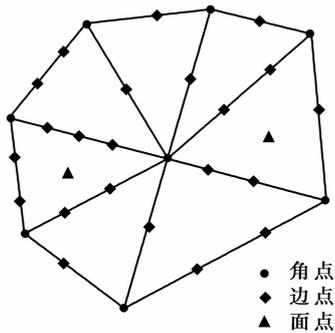


图 2 三角网格中点的类型

网格中每一顶点 P 处的主曲率和主方向根据文献[1]可求得,主曲率 k_{\min}, k_{\max} 为

$$\left. \begin{aligned} k_{\max} &= a + c + \sqrt{(a-c)^2 + b^2}, \\ k_{\min} &= a + c - \sqrt{(a-c)^2 + b^2}. \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

主方向 m_{\min}, m_{\max} 为

$$\left. \begin{aligned} m_{\max} &= (c - a + \sqrt{(a-c)^2 + b^2}, -b), \\ m_{\min} &= (c - a - \sqrt{(a-c)^2 + b^2}, -b), \end{aligned} \right\} (a < c);$$

或

$$\left. \begin{aligned} m_{\max} &= (b, c - a + \sqrt{(a-c)^2 + b^2}), \\ m_{\min} &= (b, c - a - \sqrt{(a-c)^2 + b^2}), \end{aligned} \right\} (a \geq c). \quad (2)$$

在路径搜索过程中,通过数组 $\{P_i, i=1, 2, \dots, n\}$ 和 $\{T_j, j=1, 2, \dots, C_m\}$, 可以得到与指定种子点相邻的一系列节点。例如搜索到某节点 P_i , 那么它附近的一系列相邻节点可根据以下步骤来获得,首先根据张量投票矩阵特征值 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$, 先判断出 P_i 点的类型: 1) 当 P_i 为面点时, 搜索时只需要将该三角网格上的所有节点视为 P_i 点的相邻节点; 2) 当 P_i 为边点时, 搜索时要将共用该边的两个三角网格上面的所有节点视为 P_i 点的相邻节点; 3) 当 P_i 为角点时, 则将所有以该点为顶点的三角网格节点作为 P_i 点的相邻节点。

3 搜索路径的构建

3.1 路径搜索原理

具有相同法向的节点属于同一平面内的点; 具

有相同曲率大小的节点则属于同一圆柱面或球面; 对变半径的倒圆角面其曲率值变化也是呈递增或递减的趋势, 易于检测。因此, 先对网格数据从整体出发, 利用三角片顶点的曲率和法矢特性检测特征轮廓区域, 并对特征区域位置加以凸显, 如图 3 所示。同时规定在局部路径搜索中, 仅搜索在同一特征区域内的网格节点, 即将这些网格存储在数组 $\{T_j, j=1, 2, \dots, C_m\}$ 中, 这样能有效提高检测效率和减少误差。根据曲率与法矢检测特征存在的位置, 指定种子点。种子点的个数依据特征复杂度、特征线长度以及特征是否封闭等因素共同决定。对复杂度越高, 特征线较长, 特征不封闭的网格提取轮廓时, 种子点数目应适当增加, 一般情况下 2~4 个种子点足以确定。

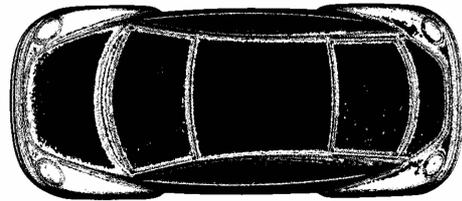


图 3 凸显特征线的位置区域

图 4 中指定了 2 个种子点, 以其中任意一种子点 P_0 来阐述构建路径过程(图 5(a))。从种子点 P_0 开始, 设沿着切线方向 m_{\min} 搜索为正方向。在每段路径搜索到 n 个节点后(n 值可自由设定), 结束该段搜索, 将该段的最后节点作为新根源点, 开始下一段的搜索, 依此循环。当相向搜索到同一节点时结束搜索, 但在实际搜索中并不能确保由仅一个种子点引出的两搜索方向能相交于同一点。如图 5(a) 所示, 当正负方向分别搜索到 $+P_9$ 与 $-P_8$ 2 个节点时, 表明此特征路径已不能在同一节点接合。假如继续搜索前进, 则分别对应 $+P_{10}$ 与 $-P_9$, 路径也不会同一节点接合, 反而发生交错致使正负方向越来越远, 最终不能成功完成路径检测。笔者根据实际搜索中出现的情况, 同时为了提高搜索效率, 选用多个种子点参与搜索。为了保证不同种子点在恰当的节点接合或终止搜索, 提出对搜索过程中相向的两节点的空间距离进行时时检测, 假如有相向两节点 $P_i(x_i, y_i, z_i)$ 和 $P_j(x_j, y_j, z_j)$, 那么根据空间两点距离公式

$$|P_i P_j| = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2 + (z_i - z_j)^2}, \quad (3)$$

当距离 $|P_i P_j|$ 达到最小时, 则停止该方向的搜索,

即使没在同一节点接合。如图5(b)所示,在节点 $+P_5^2$ 与 $-P_4^1$ 重合,终止了搜索;当扩展到节点 $-P_4^2$ 与 $+P_4^1$ 时,距离达到最小值,也终止搜索,最后直接连接 $-P_4^2$ 和 $+P_4^1$ 构成封闭轮廓线(如图5(b))。这样既保证了每两个相向搜索方向能在恰当的节点停止搜索,又能提高相对单一种子点的搜索效率。

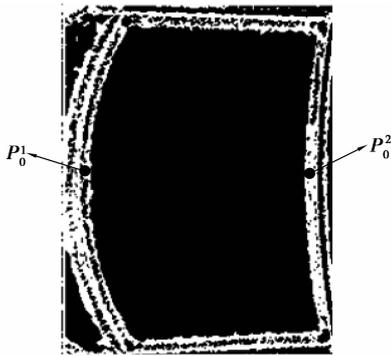


图4 种子点 $P_0^1 P_0^2$

3.2 路径节点搜索方法

搜索方法主要分两大类:一类是盲目搜索,如宽度搜索和深度搜索;另一类是启发式搜索。宽度搜索算法是最简便的图形搜索算法之一,系统地展开并检查图形中的所有节点,以找寻所有合适的结果。该算法虽然简单,但重复判断比较耗时,属于盲目搜索。启发式搜索是假设初始状态、算符和目标状态的定义都是完全确定的,然后决定一个搜索空间,从而有效地搜索这个给定空间。寻找一条从源节点 P_0 到目标节点 P_n 的路径,对候选的扩展节点引入评价函数以评定哪一节点处在通向目标节点的最佳路径上。

笔者采用启发式搜索方法,并构建评价函数 F_e 对每一个候选节点的搜索位置进行评估,得到最佳的位置,再从这个位置进行搜索直到目标。这样可以省略大量不需要的搜索路径,从而提高搜索效率。

3.3 评估函数模型和构建

评估函数用于评估候选路段和节点在搜索中的代价,当一个候选节点的评价函数取得最小值时通过扩展,否则停止。所有的候选节点都要参与评估,直到扩展到下一个叶节点。图5(a)(b)中虚线路径为搜索失败路径,因为评价函数 F_e 对叶节点周围的候选节点做检测时评价函数并非取得最小值,从而终止节点往下扩展。

评价函数

$$F_e = F_m \times F_n, \quad (4)$$

式中 F_m 为距离特征函数,当相向扩展的节点距离 $|P_i P_j|$ 逐渐减小时取值为0.5,当距离逐渐增大时取值设为1,当距离值大于起始相对位置时则取值为1.000,结束该节点继续扩展,这样能有效避免在相同特征分叉的地方出现错误扩展。 F_n 为节点特征函数,主要计算在某一节点处的曲率、方向属性的权重值,即

$$F_n = \gamma_{\max} \Phi_{\max} + \gamma_{\delta} \Phi_{\delta} + \gamma_{\lambda} \Phi_{\lambda} + \gamma_{\tau} \Phi_{\tau}, \quad (5)$$

式中: Φ_{\max} 用于检测具有相似最大曲率的候选点; Φ_{δ} 用于限制路径搜索过程中摆动幅度; Φ_{λ} 用于检测和根节点具有相似最小曲率方向变化的候选节点; Φ_{τ} 主要查找曲率平均值相似的节点,保持路径的稳定性。

$$\Phi_{\max} = \left| \frac{K_{\max} - (k_{\max})_{C_j}}{K_{\max} - K_{\min}} \right|, \quad (6)$$

式中 K_{\max} 表示叶节点 P_i 的所有候选节点 $\{C_j\}$ 的曲率 $\{k_{j_{\max}}\}$ 最大值; K_{\min} 表示叶节点 P_i 的所有候选节点 $\{C_j\}$ 中的曲率 $\{k_{j_{\min}}\}$ 最小值; $(k_{\max})_{C_j}$ 表示第 C_j 节点的主曲率。特征路径往往位于节点具有较大主曲率的区域,当主曲率 k_{\max} 越大,则评价函数中 Φ_{\max} 越小。

$$\Phi_{\delta} = \frac{\theta_{\delta}}{\pi}, \quad (7)$$

式中 θ_{δ} 是向量 $P_{i-1}P_i$ 与向量 $P_i C_j$ 的夹角,如图5(c)中的向量 $P_0^2 P_0^3$ 与向量 $P_0^3 C_j$ 组成的夹角, Φ_{δ} 取值范围在0到1之间,当 θ_{δ} 取0时, Φ_{δ} 为0,表明3个节点处于同一直线上,所以用 Φ_{δ} 来减少每3个节点连线的角度,保持搜索路径的平滑度。

$$\Phi_{\lambda} = \frac{\theta_{\lambda}}{\pi}, \quad (8)$$

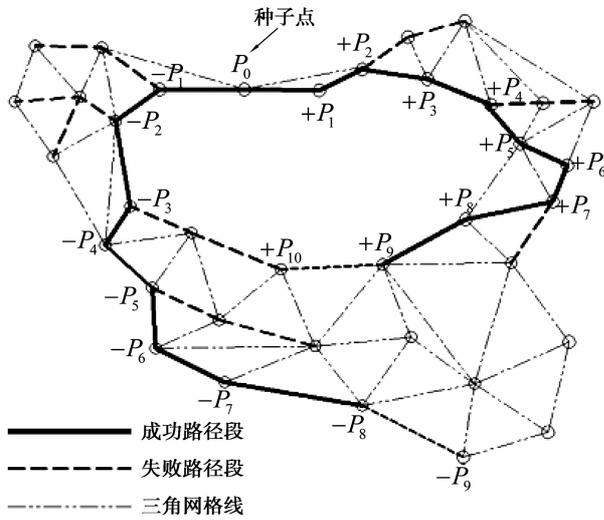
式(8)中 θ_{λ} 是前 n 个节点的最小曲率方向 m_{\min} 的平均值 m_{avg} 与当前评估候选节点之间的夹角,在图5(c)中表示为向量 m_{avg} 与 $P_0^3 C_j$ 之间的夹角 θ_{λ} ,由于单独的曲率方向 m_{\min} 容易受到噪声的影响,取平均值后可以降低噪声对其影响。当 θ_{λ} 取到0时, Φ_{λ} 值最小为0,表明该节点 C_j 的曲率方向 m_{\min} 与前面的节点最相似,具有相同的曲率特性。

$$\Phi_{\tau} = \left| \frac{C_{\text{avg}} - (k_{\max})_{C_j}}{C_{\text{avg}}} \right|, \quad (9)$$

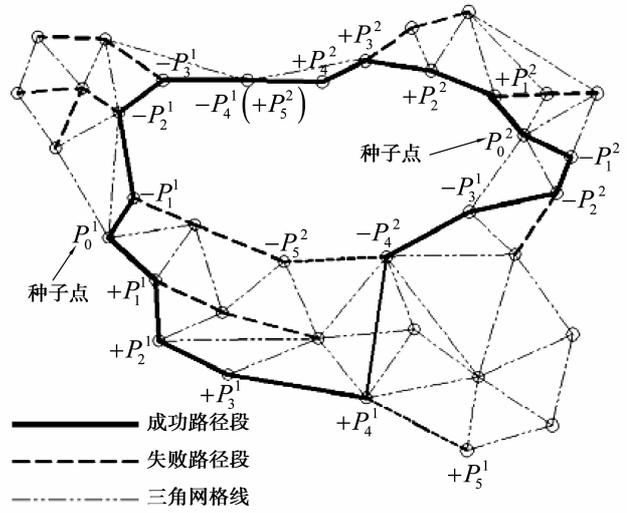
式中 C_{avg} 表示 P_i 前 n 节点的主曲率 k_{\max} 的平均值, $(k_{\max})_{C_j}$ 表示当前评估节点 C_j 的主曲率,当某一节点的主曲率接近平均主曲率时 Φ_{τ} 值最小,即用于评估与前面几个节点具有相似的曲率值的节点。 γ_{\max} 、 γ_{δ} 、 γ_{λ} 、 γ_{τ} 表示对应函数的系数,决定各权重值在评

价函数中所占比重。图 5(c)展示了评价函数 F_e 对节点 $+P_0^3$ 的所有候选节点 $\{C_i\}$ 的检测,选择评价函

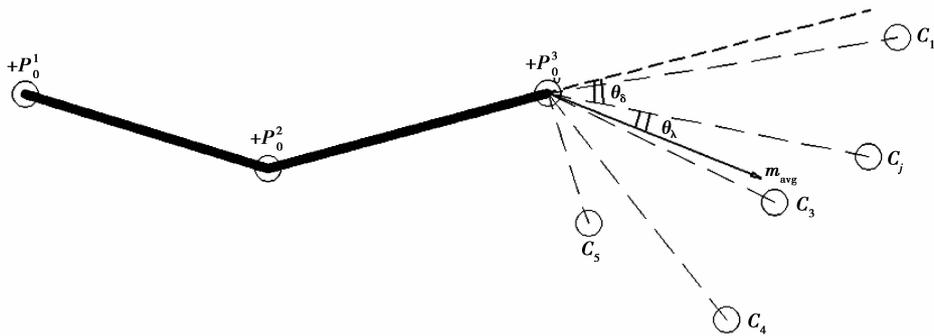
数值最小的节点通过扩展,完成每一小段路径的搜索。



(a) 一个种子点的路径搜索过程



(b) 两个种子点的路径搜索过程



(c) 评价函数 F_e 对候选节点 C_i 的评估

图 5 种子点路径搜

3.4 路径光顺

通过扫描仪采集到的网格数据中常常含有噪声或者局部数据残缺,在完成路径搜索之后直接生成的特征轮廓线起伏波动很大。因此需要有相应的后处理来光顺提取的特征轮廓,其对后期的特征重构和区域分块等都有积极的作用。将通过扩展的路径节点存储到路径节点数据库 $\{G_i, i=1, 2, \dots, n\}$ 中。用两节点之间的线段来构造特征线,导致提取的特征线呈锯齿形波动,仅采用文献[14-15]中的方法来光顺路径,特征曲线锯齿状不均匀分布仍然存在。为了解决这个问题,需对特征线进一步处理。主要思想是:在文献[14]光顺的基础上,采用插值细分,然后以相邻两线段的中点为切点,相邻线段和为直径构建圆弧,用相切圆弧来代替折线部分以达到曲线光顺作用。图 6 为光顺示意图。

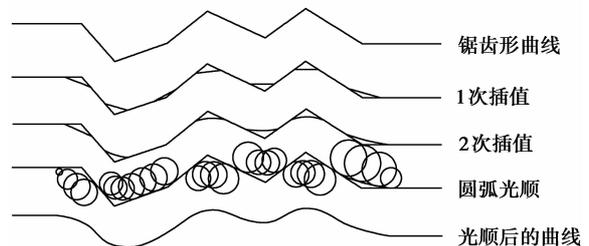


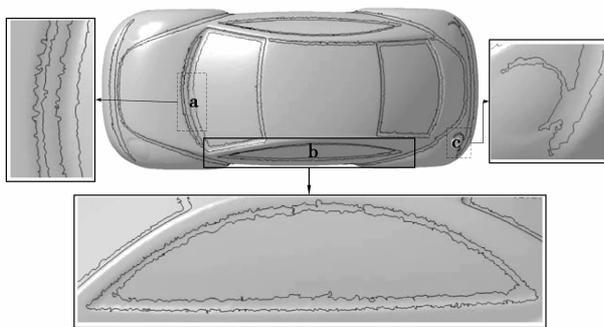
图 6 光顺示意图

4 实例分析

笔者采集了某小车油泥模型的三维数据,数据节点有 148 285 个,共由 296 558 个小三角形片体组成。对数据做全自动提取和本文算法提取效果对比

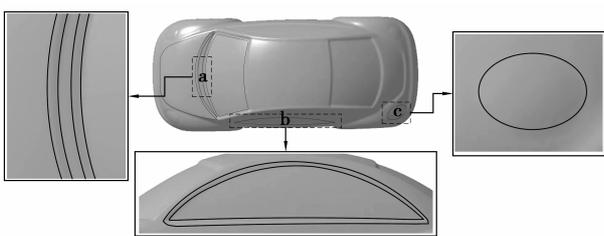
分析,以及 Hsu 等^[13]提出的单一种子点搜索方法与本文算法提取结果进行比较分析。

图 7 为根据传统的曲率值大小全自动提取特征曲线,设置的最大曲率值为 2.535 3,最小曲率值设为 -0.524 55,提取特征线选取的曲率测试值设为 -0.01。其优点能一次性将整体特征轮廓全部提取。缺点是提取特征线相互粘连;曲线呈锯齿状不规则波动严重;局部的特征线不完整,从图 7abc 中可以清楚地看到其缺点。图 8 为本文算法提取的局部特征线,先根据曲率整体检测特征轮廓线位置,然后在特征区域指定种子点。如图 8 中 abc 处所示,提取的特征线独立存在;光顺性强,可以直接用于三维曲面重构;局部区域特征单独提取不受到整体曲率值得限制,准确完整。



a—特征线相互粘连;b—曲线呈锯齿状不规则波动严重;
c—局部的特征线不完整

图 7 全自动提取的整体特征曲线

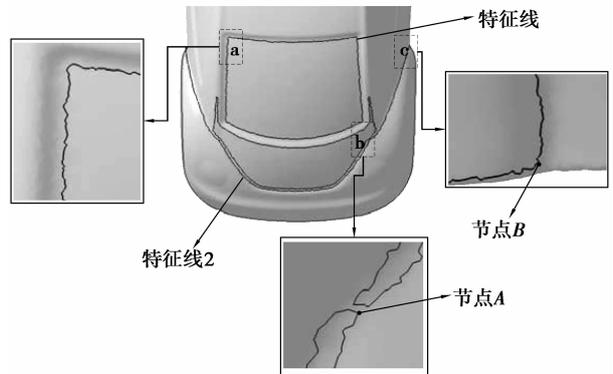


a—特征线独立存在;b—特征线均匀光顺;
c—局部的特征线整齐完整。

图 8 本文算法提取的局部特征曲线

图 9 采用了 Hsu 等^[13]的方法提取的 2 条曲线。特征线 1 基于封闭特征区域提取,但曲线光顺性差(图 9a 处)。特征线 2 提取失败,主要因为该特征区域属于未封闭型,正好验证了 Hsu 等在开口特征线提取的局限性,而且不能在特征消失的区域(节点 B 处)结束提取,仍沿着其周围节点扩展,导致曲线提取失败(图 9c 处)。特征线 2 在节点 A 处面临域节点属性基本相同,出现相同特征分叉的情形时选择

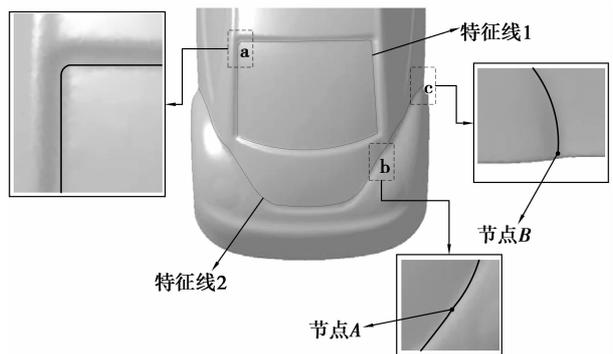
了错误的方向,因此导致了该条特征线提取的失败(图 9b 处)。



a—特征线光顺性差;b—特征线在节点 A 处方向错误;
c—特征线在节点 B 处继续扩展。

图 9 文献[13]提取的两条特征曲线

在本文算法中将节点 B 设置为第 3 种子点即特征提取的终点,当向下临域节点扩展时因区域特征发生变化而终止扩展,仅沿着相反方向继续扩展(图 10c 处)。当扩展到节点 A 处出现特征分叉,为了使节点 A 沿着正确方向扩展并和种子节点 B 引出的叶节点汇合,本文算法中的时时检测相向方向扩展节点距离起到关键作用,限制了节点 A 扩展时方向的选择(图 10b 处)。在 Hsu 等^[13]方法中存在的 4 个缺点都得到了有效的解决。通过图 9、10 的实验结果对比分析验证本文算法的优越性和正确性。



a—特征线光顺性好;b—特征线在节点 A 处沿正确方向扩展;
c—特征线在节点 B 处停止扩展

图 10 本文算法提取的 2 条特征曲线

2 条特征线提取时间都是在一台具有 Intel 双核 3.0 GHz CPU 和 4 G 内存的 PC 机上测量。将 γ_{max} 、 γ_{δ} 、 γ_{λ} 、 γ_{τ} 系数都设置为 1。表 1 为特征线 1 的提取时间,表 2 为特征线 2 的提取时间。由于本文算法在文献[14]光顺基础上增加了进一步光顺,

因此时间上比文献[13]算法多进一步光顺时间,但所用总时间更短。特征线 2 因提取失败,扩展了大量错误路径,因此耗费的时间较多。从表 1

和表 2 中都表明本文算法所用总时间比文献[13]算法少很多,从而有效地提高了特征曲线提取的效率。

表 1 特征线 1 提取时间比较

| 算法 | 特征线 1 提取时间 | 文献[15]光顺时间 | 进一步光顺时间 | 总时间 |
|-------------|------------|------------|---------|------|
| 文献[13]算法 | 0.75 | 0.45 | | 1.20 |
| 本文算法(2 种子点) | 0.41 | 0.29 | 0.11 | 0.81 |
| 本文算法(3 种子点) | 0.32 | 0.26 | 0.13 | 0.71 |
| 本文算法(4 种子点) | 0.27 | 0.28 | 0.14 | 0.69 |

表 2 特征线 2 提取时间比较

| 算法 | 特征线 2 提取时间 | 文献[15]光顺时间 | 进一步光顺时间 | 总时间 |
|-------------|------------|------------|---------|------|
| 文献[13]算法 | 1.96 | 0.89 | | 2.85 |
| 本文算法(2 种子点) | 0.66 | 0.39 | 0.41 | 1.46 |
| 本文算法(3 种子点) | 0.45 | 0.37 | 0.39 | 1.21 |
| 本文算法(4 种子点) | 0.39 | 0.38 | 0.37 | 1.14 |

5 结 论

笔者提出了基于多种子点提取三角网格特征轮廓的算法,通过实例验证了提取网格数据特征线的准确性和优越性。该方法不仅适用于提取特征曲线封闭和特征均匀分布的情况,也适用于特征线不封闭和共同特征出现分叉的情形,并且提取的特征线光顺性好,可以直接用于构建曲面和数据分块等。对复杂模型特征线提取时,局部特征提取效果良好。但是,直接由扫描仪采集的数据含有太多杂点时需先处理后再提取。今后的研究重点是进一步提高特征提取的效率和准确性。

参考文献:

- [1] 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): 444-448.
LIU SHENG-LAN, ZHOU RU-RONG, ZHANG LI-YAN. Feature line extraction from triangular mesh model [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2003, 15(4): 444-448.
- [2] DEMARSIN K, VANDERSTRAETEN D, VOLODINE T, et al. Detection of closed sharp edges in point clouds using normal estimation and graph theory [J]. Computer-Aided

Design, 2007, 39(4): 276-283.

- [3] 张慧娟,耿博,汪国平. 采用张量投票理论的三角网格特征边提取算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2011, 23(1): 62-70.
ZHANG HUI-JUAN, GEN BO, WANG GUO-PING. Feature edge extraction method of triangle meshes based on tensor voting theory [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2011, 23(1): 62-70.
- [4] 马骊溟,徐毅,李泽湘. 基于高斯曲率极值点的散乱点云数据特征点提取[J]. 系统仿真学报, 2008, 20(9): 2341-2344.
MA LI-MING, XU YI, LI ZE-XIANG. Extracting feature points for scattered points based on Gauss curvature extreme point [J]. Journal of System Simulation, 2008, 20(9): 2341-2344.
- [5] 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.
SUN DIAN-ZHU, FAN ZHI-XIAN, LI YAN-RUI. Automatic extraction of boundary characteristic from scatter data [J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology: Natural Science Edition, 2008, 36(8): 82-84.

- [J]. Cement and Concrete Research, 2002, 32(2): 289-296.
- [13] SLATNICK S, KYLE A R, KEVIN J F, et al. Evaluation of autogenous deformation of concrete at early ages [J]. ACI Materials Journal, 2011, 30(2): 21-28.
- [14] PETERSON V K, NEUMANN D A, LIVINGSTON R A. Hydration of tricalcium and dicalcium silicate mixtures studied using quasielastic neutron scattering [J]. The Journal of Physical Chemistry, 2006, 30(3): 1449-1453.
- [15] 史才军, 巴维尔·克利文科, 黛拉·罗伊. 碱-激发水泥和混凝土[M]. 北京: 化学工业出版社, 2008.
- [16] 蒲心诚. 碱-矿渣水泥与混凝土[M]. 北京: 科学出版社, 2010.
- [17] KRIVENKO P V, KOVALCHUK G Y. Directed synthesis of alkaline aluminosilicate minerals in a geocement matrix [J]. Journal of Materials Science, 2007, 42(9): 2944-2952.

(编辑 王维朗)

~~~~~

(上接第 46 页)

- [6] HSU S H, LAI J Y. Extraction of geodesic and feature lines on triangular meshes [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2009, 42(9/10): 940-954.
- [7] KAO C Y, HOFER M, SAPIRO G, et al. A geometric method for automatic extraction of sulcal fundi [C] // Proceedings of the 3<sup>rd</sup> IEEE International Symposium on Biomedical Imaging, April 6-9, 2006, Arlington, VA, USA. [S.l.]: IEEE Press, 2006: 1168-1171.
- [8] ANGELO L D, STEFANO P D.  $C^1$  continuities detection in triangular meshes [J]. Computer-Aided Design, 2010, 42(9): 828-839.
- [9] TAECHANGAM P, SCAMEHORN J F, OSUWAN S, et al. Effect of nonionic surfactant molecular structure on cloud point extraction of phenol from wastewater surface [J]. Colloids and Surfaces A: Physicochemical and Engineering Aspects, 2009, 347(1): 200-209.
- [10] FANG S Y, FANG J J. Automatic head and facial feature extraction based on geometry variations [J]. Computer-Aided Design, 2011, 43(12): 1729-1739.
- [11] KIM H S, CHOI H K, LEE K H. Feature detection of triangular meshes based on tensor voting theory [J]. Computer-Aided Design, 2009, 41(1): 47-58.
- [12] GALANTUCCI L M, PERCOCO G. A multilevel approach to edge detection in tessellated point clouds [J]. CIRP Annals-Manufacturing Technology, 2005, 54(1): 127-130.
- [13] HSU S H, LAI J Y. Semi-automatic feature point extraction using one seed point [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2010, 51(1/4): 277-295.
- [14] MARTINEZ D, VELHO L, CAEVALHO P C. Geodesic paths on triangular meshes [C] // Proceedings of 17<sup>th</sup> Brazilian Symposium on Computer Graphics and Image Processing, Oct. 17-20, 2004, Curitiba, PR, Brazil. [S.l.]: IEEE Press, 2004: 210-217.
- [15] BONNEAU G P, HAHMANN S. Smooth polylines on polygon meshes [M]. New York: Springer, 2004: 69-84.

(编辑 张 莘)