

一种散乱点云空间直接剖分算法

邱春丽 许宏丽

(北京交通大学计算机与信息技术学院 北京 100044)

摘要 散乱点云的三角剖分在曲面重建中发挥着重要作用。在对三角剖分基本方法深入分析的基础上对此类点云提出了一种高效的重构算法。本算法将基于动态球策略的搜索算法引入到曲面重建中,源于增量式计算的思想,结合约束准则和设计的顶点度量函数,从基础三角面片开始扩展到覆盖整个物体表面。分析及实验结果表明,该算法能有效地对点云数据进行三角网格化,同时剖分后的三角网格曲面最大限度地保持了原有曲面的特性,证明了提出的基于动态球的曲面重构算法应用于散乱点云曲面重构问题的可行性。

关键词 散乱点云, 曲面重建, 约束评价准则, 动态球策略

中图分类号 TP391 **文献标识码** A

Direct Triangulation Algorithm for Three-dimensional Scattered Points

QIU Chun-li XU Hong-li

(School of Computer and Information Technology, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China)

Abstract The triangulation of scattered points plays an important role in surface reconstruction. This paper provided an efficient triangle algorithm for this kind of point, based on deeply analyzing the basic method of triangulation. This algorithm puts the strategy of dynamic ball into surface reconstruction, from the incremental computation theory and the constraint method and vertex measure function, is extended to cover the entire surface starting from a basic triangle. The experimental result and analysis show that this algorithm not only reconstructs surface efficiency, but also furthest keeps the characteristics of original surface. Both theoretical analysis and simulation results justify the feasibility of the algorithm above.

Keywords Scattered point clouds, Surface reconstruction, Constraint and evaluation criterion, Dynamic ball strategy

1 引言

随着计算机科学技术,尤其是激光雷达、CT 等三维测量和物体表面数据获取技术的发展,人们对物体表面重建的精确度和准确度的要求越来越高。由于点云可以记录物体表面的精确几何信息,可信度高,而且经过处理可以重构出任意曲面,因此点云数据的曲面重建问题已成为数据可视化领域的研究热点。目前,主要有 3 种无组织散乱数据的三维重建方法:距离场等值面重建、参数曲面重建、基于三维 Delaunay 三角形曲面重建。

(1)距离场等值面重建。该方法是构造点到物体表面的有向距离场,该距离场的零等值面即为重建曲面。这种算法在表面重建过程中涉及大量复杂的法向一致性检查和等值面抽取,重建相当耗时,且在表面提取过程中很容易出现差错,造成表面空洞与非流形表面的出现^[1-2]。

(2)参数曲面重建^[3]。代表是 B 样条曲面和 NURBS 曲面。B 样条曲面具有直观性、凸包性、局部性、连续性与光滑性好及低次样条拟合稳定等优点,但是需要定义矩形拓扑网格,且难以同时满足相邻 B 样条间的切面连续;NURBS 曲面

中引入权因子,能精确表示解析实体和自由曲面,比 B 样条曲面灵活性更大,但是如果权因子选用不恰当会导致参数化效果很差,甚至破坏随后的曲面结构。

(3)基于三维 Delaunay 三角形曲面重建。Bowyer 和 Watson 把二维 Delaunay 结果推广到任意维,进而出现了不少利用 Delaunay 三角化方法重建曲面的算法。如 Amenta^[4]等人提出了 Crust 算法,该算法基于 Voronoi 图的计算,对非闭合的点云数据有很好的重建效果,重建得到的曲面更加精细,但该算法对数据的采样密度有一定的要求。F. Bernardino 等人^[5]提出了 BPA (Ball-Pivoting Algorithm)的三角剖分算法,该算法主要针对海量的密集激光扫描数据,具有很高的时效性,但对散乱点云的处理容易出现空洞。人们也利用基于投影法的局部二维 Delaunay 三角化进行曲面重建,例如 M. Gopi 和 S. Krishnan^[6]通过估计每一点的法矢和正切平面,将邻域内的点投影到正切平面上之后,再对局部邻域内的点进行三角剖分,该方法避免了一般投影法不能解决的具有复杂连通曲面的物体表面的剖分问题,但还是不能保证在平面域内剖分达到最优时,在对应的三维空间里也是最优的。考虑到 Delaunay 剖分所带来的高计算复杂度问题,不少学者

到稿日期:2013-05-20 返修日期:2013-07-11

邱春丽(1989—),女,硕士生,主要研究方向为图形图像处理,E-mail:chunliqiu@gmail.com;许宏丽(1967—),女,博士,教授,主要研究方向为图形图像处理、信息检索。

根据点云的内部特征或者网格的局部特征提出了不同的区域生长法^[7,8],该类方法一方面降低了算法的复杂度,另一方面保证了重建模型的质量。

本文提供了一种对空间离散点云进行直接三角剖分的方法。该方法将三维 Delaunay 三角化与局域生长法相结合,采用自适应动态球策略,根据当前扩展边的长度自适应地选择当前扩展边邻域扩展点的范围,避免了人为距离阈值设定的不可靠性和区域生长法中由于邻域范围选择过大造成的剖分效率较低的情况;同时,算法在重建过程中设计了约束准则和顶点度量函数来控制三角网格曲面的生长,能使剖分后的三角网格曲面最大限度地保持原有曲面的特性,较好地避免了投影法所带来的形变问题。

2 算法思想

本文的曲面重建算法分为三大步:第一步是建立离散点和扩展边的有效数据结构,为邻域点的搜索提供数据基础;第二步是采用八叉树划分思想和自适应动态球策略限定能与待扩展边进行扩展的候选点范围,从而对数据点的操作限定在搜索边的邻域内;第三步是运用约束准则和设计的顶点度量函数在候选点内找到最优点,增量式地重构表面三角形,完成散乱点云的表面重建。

算法首先对空间散乱点云进行空间包围盒划分,建立点云和包围盒之间的对应关系,然后确定“种子”三角形,以该“种子”三角形的3条边初始化扩展边队列。搜索过程是针对搜索边队列中的每条边 e ,基于动态球策略限定可与其进行扩展的候选点范围,以某种评估方式从中得到最佳扩展点,形成一个新三角形和两条扩展边。将新边加入到扩展边队列中,递归地对队列中的每条边进行检测和搜索,直到不再有新边和新三角面片产生。

3 算法实现

3.1 点云空间包围盒划分

对散乱数据进行三角剖分需要对数据点进行查找、遍历等操作,如果这些操作在整个点集上进行,效率非常低,若能把对数据的操作限制在局部区域内,可大大加快三角剖分的速度,在这里通过八叉树搜索的思想^[8]对空间进行划分。

步骤1 沿坐标轴方向分别计算出点云坐标的最大最小值: $x_{\max}, x_{\min}, y_{\max}, y_{\min}, z_{\max}, z_{\min}$,得到点云数据的最小长方体包围盒。

步骤2 根据点云密集程度 ρ 确定包围盒边长 $edge$ 。

$$\left\{ \begin{aligned} \rho &= \sqrt[3]{\frac{(x_{\max} - x_{\min}) \times (y_{\max} - y_{\min}) \times (z_{\max} - z_{\min})}{n_v}} \\ edge &= k\rho \end{aligned} \right.$$

其中, n_v 表示点云数目, $edge$ 表示包围盒边长, k 为比例系数。则沿 x, y, z 轴方向划分的包围盒数分别为:

$$\left\{ \begin{aligned} N_x &= \lceil (x_{\max} - x_{\min}) / edge \rceil + 1 \\ N_y &= \lceil (y_{\max} - y_{\min}) / edge \rceil + 1 \\ N_z &= \lceil (z_{\max} - z_{\min}) / edge \rceil + 1 \end{aligned} \right.$$

步骤3 对包围盒以 $x \rightarrow y \rightarrow z$ 为序进行编号,并将点云数据放入相对应的包围盒中,对于任意一点 $v_i(x_i, y_i, z_i)$,其对应的包围盒序号为:

$$index = \lfloor x_i / edge \rfloor + \lfloor z_i / edge \rfloor \times N_x + \lfloor y_i / edge \rfloor \times N_z \times N_y + 1$$

3.2 种子面片首边

初始点 p_1 :若中间包围盒 $\lfloor N_x \times N_y \times N_z / 2 \rfloor$ 不空,则选用其中的一点,否则,向其四周邻域依次逐层搜索,直至找到初始点。第二点 p_2 :选择该点的标准就是选择离初始点 p_1 最近的点。步骤如下:

首先判断 p_1 所在的包围盒内是否有其他数据点。

a)如果没有,根据包围盒的编码方案计算出 p_1 点所在包围盒的上下左右与之相邻的26个立方体包围盒的序号,在该26个包围盒中找到距离 p_1 最近的点 p_2 。

b)如果有,找出离 p_1 最近的点并记下距离 d_{\min} ,分别向 p_1 包围盒6个方向做垂线,比较 d_{\min} 与垂线段的大小,若这6条垂线端的长度均大于 d_{\min} ,则 d_{\min} 对应的点就是离 p_1 最近的点 p_2 ,否则,按照 a)的方法寻找 p_2 。

3.3 动态球策略限定扩展范围

本文结合包围盒划分,引入二级动态球策略,自适应地将三角形剖分的范围限定在合适的区域内,避免了现有文献中人为距离阈值的设置,同时,因为复杂的曲面整体是一个多值曲面,但当把观察的角度限制在一个很小的区域内时,这个很小的区域就是一个单值曲面,所以对边的三角剖分限定在局域内不会产生形变,能够满足对复杂曲面的三角划分要求^[8]。

通过二维平面来说明本文如何采用动态球策略限定扩展边的扩展范围,如图1所示,设当前搜索边为 AB ,散乱点集为 S ,以 AB 基准,分别在 AB 边的两侧构建以 AB 为边长的等边三角形,同时构建这两个等边三角形的外接圆,由几何知识可知,这两个外接圆以 AB 为轴对称相等,且 AB 的中点 o 就是圆心。在散乱点云集合 S 中,能与搜索边 AB 进行扩展的最优点分布在这一区域的概率最大,而以 o 为圆心、等边三角形的高 $R = \sqrt{3} |AB| / 2$ 为半径的圆即能很好地囊括这一范围。

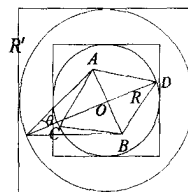


图1 二维平面动态圆基本结构

动态球策略的动态体现在,若该域内没有找到能与扩展边进行扩展的点,则将半径 R 扩大至 R' ,重新寻找候选点,一般规定 R' 的取值范围应该保证图1中角度 θ 取值不小于10度,从而避免尖锐三角形的生成, R' 的取值范围即:

$$R' = |p_i p_j| / 2 \tan \theta, \theta \geq \pi / 18$$

将该策略与八叉树分割的思想相结合,能大大缩小散乱点的搜索范围,并且保证邻域数据点选取的可靠性和灵活性。

将二维情况推广到三维,基于动态球策略的候选点限定过程具体算法描述如下:

算法1 SearchCandidates()

输入:待扩展边 $p_i p_j$ 、点集 $s = (p_i; i=0, 1, 2, \dots, n)$

输出:候选点链表 L_i

(1)以 $p_i p_j$ 的中点为圆心,以 $R = \sqrt{3} |p_i p_j| / 2$ 为半径作球 o ,则扩展边 $p_i p_j$ 的中点即为球 o 的球心坐标 (o_x, o_y, o_z) ,求出该点坐标及半径 R 的值。

(2)根据坐标 (o_x, o_y, o_z) 及半径 R 的值求出该球域对应的外接包围盒

范围 w 为:

$$\{(x, y, z) | o_x - R \leq x \leq o_x + R, o_y - R \leq y \leq o_y + R, o_z - R \leq z \leq o_z + R\}$$

(3) 根据该球的外接包围盒范围, 在所分割的包围盒中找到盒内点云全部落在 w 内的包围盒序号 N_i , 以及盒内点云部分落到 w 内的包围盒序号 N_k 。 N_i 中的所有数据点, 以及 N_k 与 w 交集中的所有数据点, 除去该扩展边的两个端点所构成的集合 M , 即为该扩展边的候选点范围。

(4) 若 M 非空, 转入(5), 否则, 扩大半径 R 至 R' , 得到新的包围盒范围 v :

$$\{(x, y, z) | o_x - R' \leq x \leq o_x + R', o_y - R' \leq y \leq o_y + R', o_z - R' \leq z \leq o_z + R'\}$$

按步骤(3)在 $v-w$ 内得到对应的点云数据集 M , 再转至(5)。

(5) 将集合 M 存储到候选点链表 L_{ij} , 返回 L_{ij} 。

3.4 检测边的可扩展性

对于单值曲面, 若一条边恰好有 2 个邻接三角形, 则该边为内边, 不能再扩张产生新的三角形, 否则会破坏网格的流形性。因此, 在对扩展边队列中的边进行三角形扩展前, 必须检测该边是否是内边, 若其是内边则不再对其进行扩展操作, 并将其从扩展边队列中移出, 取队列中的下一条边进行处理; 若其不是内边, 则需为该边搜索最优扩展点, 以达到不断向外扩张当前网格的目的。

3.5 最优选取

采用动态球策略找到能与待扩展边进行扩展的候选点范围后, 如何从当前候选点中找到一个最优点从而形成后续的扩展边也是本文算法中的关键步骤, 这里引入约束准则, 并设计相应的顶点度量函数来选择最优点。

3.5.1 约束准则

(1) 不共线准则

候选点不能位于扩展边或其延长线上。对于扩展边 $p_i p_j$ 的候选点 p_k , 若 3 点的坐标符合公式:

$$\frac{x_i - x_j}{x_k - x_j} = \frac{y_i - y_j}{y_k - y_j} = \frac{z_i - z_j}{z_k - z_j}$$

则说明候选点 p_k 在扩展边 $p_i p_j$ 或其延长线上, 不符合不共线准则, 应将其在候选点链表中删除。

(2) 空外接球准则

对于 $n(n > 1)$ 维欧式空间中给定的点集 S , 空外接球准则是指 $D(S)$ 中的任一 n 维单纯形的 n 维外接球内没有剖分点。

对于平面点集, 这一准则称为空外接圆准则, 如图 2 所示。

对于三维点集, 这一准则称空外接球准则。



图 2 二维空外接圆准则

(3) 法向量夹角准则

由于曲面具有光滑连续性, 为了保证重构之后的效果较好, 在构成三角形时应使新三角形与原三角形所构成的曲面尽量光滑, 反映到算法中应使新三角形与原三角形的夹角尽可能大。如图 3 中所示, 在直角坐标系中有一个由点 A, B, C 构成的三角形, 若搜索边 AB 与点 p 和点 p_1 构成的三角形均符合空外接圆准则, 则首先按照空间解析几何的方法计算出

当前三角形 ABC 的法向量 \vec{n} , 方向为由 A 指向 B 的右手螺旋定则方向 $\vec{n} = AB \times BC$ 。

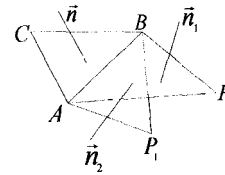


图 3 法向量夹角最大准则示意图

设点 P 和点 P_1 为两个寻找点, 分别计算 $\triangle ABP$ 和 $\triangle ABP_1$ 的法向量 \vec{n}_1, \vec{n}_2 , 仍取由 A 指向 B 的右手螺旋定则方向, 则 $\vec{n}_1 = AB \times BP, \vec{n}_2 = AB \times BP_1$, 然后分别计算 \vec{n} 与 \vec{n}_1, \vec{n} 与 \vec{n}_2 的夹角余弦值:

$$\cos \alpha = \frac{\vec{n} \cdot \vec{n}_1}{\|\vec{n}\| \cdot \|\vec{n}_1\|} \quad \cos \beta = \frac{\vec{n} \cdot \vec{n}_2}{\|\vec{n}\| \cdot \|\vec{n}_2\|}$$

此时比较 \vec{n}_1, \vec{n}_2 与 \vec{n} 所成的角度值 $\cos \alpha, \cos \beta$, 由几何知识可知: ①若 $\cos \alpha > \cos \beta$, 则法向量 \vec{n}_2 与 \vec{n} 之间的角度较大, $\triangle ABP_1$ 和 $\triangle ABC$ 之间所构成的曲面比 $\triangle ABP$ 和 $\triangle ABC$ 之间构成的曲面光滑。②若 $\cos \alpha < \cos \beta$, 则法向量 \vec{n}_1 与 \vec{n} 之间的角度较大, $\triangle ABP$ 和 $\triangle ABC$ 之间所构成的曲面比 $\triangle ABP_1$ 和 $\triangle ABC$ 之间构成的曲面光滑。③若 $\cos \alpha = \cos \beta$, 则说明这两个寻找点 p 和 p_1 与搜索边 AB 的两个端点共面。但法向量夹角最大与该点是否为最优点并没有一致性, 因此设定一个角度阈值 α , 当候选点与扩展边形成的三角形与原三角形的法向量夹角小于此阈值时, 将该候选点从候选点链表中删除, 不参与以后的选择过程。

(4) 非狭长三角形原则

为避免重建出的网格中出现较狭长的三角面片, 本文的策略是保证新构成的三角面片的最小内角不小于 20 度, 该规则不仅能避免出现窄带三角面片, 还能识别出待重建网格的边界。

(5) 双内边检测

双内边检测是指检测该候选点与当前搜索边所构成的两条边是否都为内边。若已选择出的候选点 p_k 与当前搜索边 $p_i p_j$ 所形成的两条边 $p_i p_k, p_k p_j$ 都是内边, 则说明此时形成的新三角形已存在于重建好的三角形中。为了避免重复扩展, 该点不能作为当前扩展边的扩展点, 应将其从候选点链表中删除。

3.5.2 顶点度量函数

在以上的约束准则中, 法向量夹角准则的引入最大限度地保证了所生成三角面片之间的平滑过渡。非狭长三角形原则的引入能保证平面域内 Delaunay 三角剖分的结果是最优的, 然而三维域内的情况要复杂得多。因此, 为了综合考虑新扩展三角形面和已有面的平滑度和扩展三角形的正则性, 在这里设计一个顶点度量函数, 如图 5 所示。

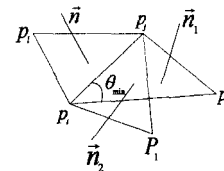


图 4 顶点度量函数示意图

$$f(p_i, p_j, p_k) = \alpha * (1 - \cos(\vec{n}, \vec{n}_1)) + \beta * \text{ratio}(\theta_{\min})$$

其中, $\cos\langle \vec{n}, \vec{n}_1 \rangle$ 表示扩展边所在的三角形的法向量与候选点和扩展边所形成的新三角形的法向量夹角的余弦值。 $ratio(\theta_{\min})$ 是指三角形的最小内角 θ_{\min} 与 $\pi/3$ 的比值。对散乱点云三角剖分最理想的情况就是三角网格各个单元都是等边三角形, 但这一目标很难实现, 通常只能是三角形的最小内角最大, 这可以通过 $ratio(\theta_{\min})$ 反映出来, $ratio(\theta_{\min})$ 越大表示三角形三条边越均匀, 网格质量也越好, 当 $ratio(\theta_{\min})$ 等于 1 时, 表示三角形为等边三角形。

权重 α 和 β 的值可以根据对重构网格质量的需求进行调整, α 越大表明对网格的平滑性要求越高; β 越大表明对三角网格的精确度要求越高, 但 α 和 β 的取值应该满足 $\alpha + \beta = 1$ 。

最优点选取的具体算法描述如下:

算法 2 SearchBest()

输入: 扩展边 e 、候选点集合 L_{ij}

输出: 最优点 P_k

- (1) 获取扩展边 P_1P_2 和对应的候选点集合 L_{ij} , 遍历 L_{ij} 中的顶点, 若该顶点不符合不共线和空外接圆准则约束, 则将该顶点从 L_{ij} 中删除。
- (2) 若扩展边 P_1P_2 为初始三角面片的首边, 遍历 L_{ij} 中剩余的顶点, 选取其中符合规定的最小内角最大的点作为最优顶点, 返回最优顶点, 转至(5), 否则, 转入(3)。
- (3) 取得扩展边已处于的三角面片的位置, 计算出该三角形的法向量 \vec{n}_1 和最小内角, 删除其中不符合规定的点。若此时 L_{ij} 已空, 则标记该边为边界边, 返回 null, 否则转入(4)。
- (4) 遍历 L_{ij} 中剩余的顶点, 计算顶点度量函数 $f(p_i, p_j, p_k)$, 选使得函数取得最大值的顶点作为最优顶点, 返回扩展边对应的最优顶点 P_k 。
- (5) 结束

3.6 数据结构及整体算法

良好的数据结构可以有效地增加算法的速度和稳定性。在本文算法中, 设计 3 种基本拓扑结构 class Point, class Edge, class Triangle, 分别对应表示空间散乱点云集、边节点和三角形。

由于三角剖分的过程中不需要对包围盒进行插入和删除操作, 而对候选点链表 L_{ij} 则涉及到大量的插入删除操作, 因此分别采用线性顺序表和线性链表的形式建立包围盒和候选点链表的数据结构, 如表 1 所列。

表 1 包围盒和数据点的存储结构

包围盒编号 $cell(i)$	点数 $point(i)$	数据点指针 $pointer$	
			对应包围盒 序号
坐标值	对应三角形序号		各数据 点序号
x, y, z	$triangle(i)$	$cell(i)$

本文整体的算法描述如下:

算法 3 Delaunay(S)

输入: 散乱点集 $s = \{p_i; i=0, 1, 2, \dots, n\}$

输出: 点集 S 的三角形拓扑集

- (1) 将散乱点集进行空间包围盒划分, 建立数据点与包围盒之间的相互对应关系, 然后按文中方法找到初始面片的首边 P_1P_2 。
- (2) 调用 SearchCandidates(P_1P_2) 和 SearchBest(P_1P_2) 函数, 找到最优顶点 P_3 , 形成初始三角形 $\Delta P_1P_2P_3$, 用该三角形的 3 条边初始化搜索边队列 QList, 并标记三条边均不是内边。

- (3) 取出当前队头元素 e , 对其进行可扩展性检测, 若可扩张, 转入步骤(4), 否则删除该元素, 继续取新的队头元素 e , 直至 e 为可扩展边或队列为空时停止。
- (4) 调用 SearchCandidates(e) 和 SearchBest(e) 函数, 根据选点规则找到扩展点, 将形成的新边插入到扩展边队列中, 若未找到, 则标记该边为边界边, 转入步骤(5)。
- (5) 删除当前的队头元素, 若队列不为空, 继续取新队头元素转入步骤(3), 否则, 搜索扩张结束。

4 实验分析

本文所使用的 PC 机环境为: CPU Intel Core2, 内存 2GB。操作系统 Windows Vista, 在 Visual C++6.0 下, 对不同的散乱点云模型进行实验, 实验数据来自斯坦福大学 3D 扫描实验室提供的点云模型数据。

取顶点度量函数 $f(p_i, p_j, p_k)$ 的参数 $\alpha=0.8, \beta=0.2$, 图 5 给出了本文算法处理的封闭点云和具有边界的开放曲面点云的重建效果, 例如在人脸模型中, 鼻子、眼睛和嘴巴部分的曲面变化明显。实验表明, 本文算法所产生的网格模型能够较好地表达模型上的细节, 能稳定、有效地对点云数据进行曲面重构。

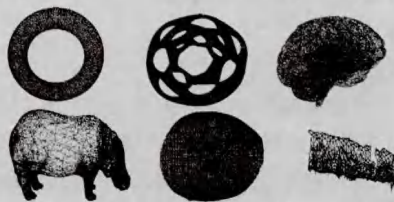


图 5 一些实验模型效果

同时, 实验采用多组点云数据, 将本文算法与点云数据常用的 Crust 算法^[9]进行了构网效率和构网效果的比较, 如表 2 和图 6 所示。

表 2 实验模型数据构网效率比较

点云数目/个	三角形数/个	Crust 算法/s	本文算法/s
4800	9600	3.14	2.85
23105	46202	15.64	13.97
11748	23154	7.75	6.98
18844	36752	11.53	10.22
327323	654666	305.72	274.96



图 6 实验模型数据构网效果比较

图 6 中左图为本文算法结果, 右图为基于 Crust 算法的重建结果。由于 Crust 算法采用的网格重构出发点是把所有点云理解成实物的表面点, 导致对非闭合曲面重建的网格模型失真比较严重。而本文算法对边的三角剖分限定在局部区域内, 并通过约束准则和度量函数进行最佳扩展, 因此不易产生形变, 具有比较好的重建效果。

结束语 从构网效果和构网效率两个角度对实验进行的分析表明, 本文算法可直接在三维空间根据离散点对应曲面

(下转第 173 页)

张叶脉图像对应 3 个分属性特征;

2) 阈值为 1 时, 计算 $c=2, 3, 5$ 时分数维的平均数, 其余 6 个阈值同样方法, 那么每一张叶脉图像对应 7 个分数维特征;

3) 我们也可以把 7 个阈值下的 3 种等分方法计算的分数维都作为叶脉的特征属性, 那么每张叶脉图像有 21 个属性特征。

本文选了上面的 1) 组合作为叶脉分形特征, 加上叶缘的分形特征, 每张叶片对应 6 个属性特征。

4.3 分类结果

我们将前面得到的叶缘及叶脉分数维作为一张植物叶图像的特征向量, 将此特征向量作为植物叶分类识别的依据。本实验采用较简单的 k 近邻分类器进行分类。 k 近邻分类器源于最近邻分类器, 最近邻分类器是最简单的分类器, 这种分类器分类方法以简单著称, 不需要学习。

为了提高识别率, 我们与传统的 Hu 不变矩方法相结合, 并与其他文献提出的方法进行比较^[8-13], 分类结果如表 3 所列。

表 3 分类识别结果比较

特征提取方法	特征维数	最近邻分类器平均识别率
Hu 不变矩 ^[12]	7	67.73%
区域几何特征 ^[10]	8	73.17%
Gabor 特征 ^[8]	60	78.76%
叶缘 RPWFF 特征 ^[11]	14	68.32%
叶脉 RPWFF 特征 ^[11]	14	72.58%
叶缘叶脉分数维特征	6	74.33%
分数维特征+Hu 不变矩	13	84.19%

由表 3 看出, 在大量样本数据库下, 此方法尽管没有达到 100% 的识别率, 但是已经正确分类识别出大部分的样本。我们的实验结果说明了这是一个有强大潜能的描述特征的方法, 且该方法具有旋转不变性, 所以不需要在图像预处理时进行位置归一化, 优化了数据处理的复杂繁琐过程, 总的来说是一种比较理想的描述植物叶特征方法。

结束语 本文讨论了一种基于叶缘和叶脉分数维特征的植物叶识别分类方法, 并通过实验验证了该方法的有效性。

本文在提取叶脉图像时只是采用了比较简单的边缘检测算子, 由于叶脉包含了丰富的信息, 如果能提取到更加精确的叶脉图像, 将对分类识别结果产生不小的影响。所以如何提

取植物叶脉信息也是一个值得研究探索的方向。

参考文献

- [1] Mandelbrot B B. Fractals; Form, Chance, and Dimension[C]//Freeman W H. San Francisco, 1977
- [2] Schroeder M R. Fractals, Chaos, Power Laws; Minutes from an Infinite Paradise[M]//Freeman W H. New York, 1991
- [3] Voss R F. Fractals in nature; from characterization to simulation [M]//Peitgen H-O, Saupe D, eds, the Science of Fractal Images. New York; Springer-Verlag, 1988; 21-70
- [4] 彭瑞东, 谢和平. 二维数字图像分形维数的计算方法[J]. 中国矿业大学学报, 2004, 33(1): 19-24
- [5] Ridler T W, Calvand S. Picture Thresholding Using An Iterative Selection Method[J]. IEEE Transaction on System, Man and Cybernetics, 1998, 8(8): 630-632
- [6] 傅弘, 池哲儒, 常杰, 等. 基于人工神经网络的叶脉信息提取[J]. 植物学通报, 2004, 21(4): 429-436
- [7] 金秋春, 王杰, 童小利. HIS 颜色空间中植物叶脉信息提取的研究[J]. 农机化研究, 2010, 32(8): 178-180
- [8] 杜吉祥, 汪增福. 基于径向基概率神经网络的植物叶片自动识别方法[J]. 模式识别与人工智能, 2008, 21(2): 206-213
- [9] 翟传敏, 杜吉祥. 基于形状上下文匹配的植物叶图像识别方法[J]. 广西师范大学学报: 自然科学版, 2009, 27(3): 166-168
- [10] 王晓峰, 黄德双, 杜吉祥, 等. 叶片图像特征提取与识别技术的研究[J]. 计算机工程与应用, 2006, 3: 190-193
- [11] Wang Qing-ping, Du Ji-xiang, Zhai Chuan-min. Recognition of Leaf Image Based on Ring Projection Wavelet Fractal Feature [J]. Lecture Notes in Artificial Intelligence, 2010, 6216: 240-246
- [12] Du Ji-xiang, Huang D S, Wang Xiao-feng, et al. Leaf Shape Based Plant Species Recognition[J]. Applied Mathematics and Computation, 2007, 185(2): 883-893
- [13] Du Ji-xiang, Huang D S, Wang Xiao-feng, et al. Computer-aided Plant Species Identification (CAPSI) Based on Leaf Shape Matching Technique[J]. Transactions of the Institute of Measurement and Control, 2006, 28(3): 275-284
- [3] Yoo Dong-Jin. Three-dimensional surface reconstruction of human bone using a B-spline based interpolation approach[J]. Computer-Aided Design, 2011, 43(8): 934-947
- [4] Amenta N, Bern M, Kanvyselis M. A new voronoi based surface reconstruction algorithm [C] // Proceedings of ACM SIG-GRAPH, 1998; 415-421
- [5] Bernardini F, Mittleman J. The Ball Pivoting Algorithm for surface Reconstruction[C]//Proceeding of ICCV. 2007
- [6] Gopi M, Krishnan S. Surface reconstruction based on Lower Dimensional Localized Delaunay Triangulation[J]. Proceedings of Eurographics, 2000, 19(3): 467-478
- [7] 田晓东, 王辉, 等. 反求工程中三角网格拓扑生成的算法研究[J]. 机械设计与制造工程, 2001, 30(5): 42-44
- [8] 慈瑞海, 李东波. 一种散乱数据的三角剖分新算法[J]. 计算机集成制造系统, 2005, 11(11): 1640-1643
- [9] 吕琼琼. 激光雷达点云数据的三维建模技术[D]. 北京: 北京交通大学, 2009

(上接第 160 页)

的形态变化逐步生成三角网格, 避免了切平面的求取、网格拼接、法向一致化等复杂计算, 最大限度地保证了剖分曲面的平滑性, 剖分效果较好。其次算法中采用的二级自适应动态球策略对点云数据进行空间分治划分, 结合八叉树思想, 能有效提高数据处理效率。实验证明该算法可以应用于散乱点云的曲面重建中, 但是, 该算法目前还不适用于多连通区域的点云处理, 在以后的工作中, 应该扩展本文算法, 使之适用于多连通区域的曲面重建。

参考文献

- [1] 王永波. 基于地面 LiDAR 点云的空间对象表面重建及其多分辨率表达[M]. 南京: 东南大学出版社, 2011: 41-53
- [2] Galvez A, Iglesias A. Particle swarm optimization for non-uniform rational B-spline surface reconstruction from clouds of 3D data points[J]. Information Sciences, 2012, 192: 174-192