

基于叶缘与叶脉分数维特征的植物叶识别方法研究

翟传敏 汪青萍 杜吉祥

(华侨大学计算机科学与技术学院 厦门 362021)

摘 要 讨论了一种基于叶缘和叶脉分数维描述的叶图形特征提取方法。该方法先将植物叶的叶缘跟叶脉进行分离,并根据多个阈值进行边缘检测得到多个叶脉图像,再分别计算叶缘及多个叶脉的二维分数维,将此作为植物叶分类识别的依据。

关键词 植物叶分类,分数维,叶脉

中图分类号 TP391 **文献标识码** A

Plant Leaf Recognition Method Based on Fractal Dimension Feature of Outline and Venation

ZHAI Chuan-min WANG Qing-ping DU Ji-xiang

(School of Computer Science and Technology, Huaqiao University, Xiamen 361021, China)

Abstract This article discussed a method of describing the characteristics of plant leaves based on the outline and venation fractal dimension. The method first separates outline and venation. According to multiple threshold edge detection, multiple venation images are got. Then, the two-dimensional fractal dimension of the leaf edge image and multiple venation images is calculated, which is used as the basis of plant leaves classification and recognition.

Keywords Plant leaves classification, Fractal dimension, Venation

1 引言

植物分类学是植物学科中最古老和最具综合性的一门分支学科。植物分类识别不仅是植物学的基础,也是植物地理学、植物生态学、植物遗传学、植物生物化学、植物生理学、中草药学等乃至整个生命科学的基础,在开发利用植物资源方面起着重要的作用。基于植物叶片图像进行分类识别是近年来研究植物分类的一个重要方向。

叶片可以作为植物分类依据的部分有很多,包括叶缘、叶脉、分裂片数、裂深、骨架等。叶缘特征一般是反映叶片的边缘信息:有无锯齿、锯齿的数目等;叶片的脉络分布是植物的主要形态特征之一。与轮廓相比,叶子的脉络分布尽管形态很复杂,然而却含有更多的信息。主脉与二级脉的分布常与整个植物结构相似,所以通过叶脉的分析可以对叶子进行更为详细的描述;因为叶缘反映了丰富的边缘信息,叶脉反映了很好的脉络分布信息,这些都是很好的分类依据。

分形理论作为一门新兴的横断学科,是非线性科学的前沿和重要分支,也是近些年来兴起的一个图像数据描述方法;分数维因为能够有效度量物体的复杂性的特点,已经渗透到了生物、化学、图像图形等信息科学的各个分支,成为图像分析与处理及相关领域中最受欢迎的数据处理工具之一。本文从植物叶片图像出发,对植物叶缘及叶脉等分形特征信息

进行研究,并将该特征运用到植物叶分类识别应用当中。

2 分数维

2.1 分形概述

分数维几何学是在近代数学发展长河中诞生和发展起来的。早在 1975 年,法国科学家 B. Mandelbrot^[1] 首先提出了分形(Fractal)的概念,并且建议将分形定义为整体与局部在某种意义下的对称性的集合,或者具有某种意义下的自相似集合。我们平常所说的维数都是对空间的,通常欧几里德几何中,点是 0 维的,直线或曲线是 1 维的,平面或球面是 2 维的,具有长、宽、高的形体是 3 维的。这种维数符合庞加莱在 1912 年提出的维数的拓扑定义,并且十分合理地按此定义得到的维数总是非负整数。然而自然界充满着许多人们熟悉的但又十分变幻莫测的现象,比如复杂形状的海岸线、云彩、起伏的山丘、美丽的雪花冰晶、雷鸣闪电形状、森林的外廓、树木的冠型结构、人体内的血管分布、射尔宾斯基海绵等等。这些几何图形无法用 1, 2, 3 这样的整数值来描述。

2.2 盒维数

分数维是描述分形集复杂性的一种数学度量,作为分形分析的重要特征量,它在理论研究和实际应用方面都得到普遍重视。目前已经存在多种分别适应于理论分析和实际应用的分数维计算方法。理论方面最经典的是豪斯道夫(Haus-

到稿日期:2013-05-20 返修日期:2013-07-29 本文受国家自然科学基金(60805021, 61175121),教育部新世纪优秀人才支持计划项目(NCET-10-0117),福建省自然科学基金项目(2011J01349),福建省高等学校杰出青年科研人才培养计划资助项目(JA10006),福建省教育厅科技计划项目(JA11004),国务院侨办科研基金资助项目(11QZR05),华侨大学基本科研业务费专项基金资助项目(JB-SJ1003)资助。

翟传敏(1977-),女,讲师,主要研究方向为模式识别、图像处理等,E-mail:cmzhai@hqu.edu.cn;汪青萍(1984-),女,硕士生,主要研究方向为模式识别、图像处理等;杜吉祥(1977-),男,博士后,主要研究方向为模式识别、图像处理、智能计算等。

dorff)给出的维数定义,现称为 Hausdorff 维数,它是各种分形维数中最基本的一种^[2]。但它不便于实际的计算,实际应用中常采用盒维数^[3]。它易于程序化实现,因而成为广泛采用的算法,迄今在各个领域应用最为广泛。

(1)定义

它用边长为 δ 的小盒子把分形集 F 覆盖起来,然后计算这些小盒子中非空的个数 $N(\delta, F)$ 。接着,把小盒子的尺寸缩小,直到趋于 0,得到盒子维数的定义如下:

$$D_F = \lim_{\delta \rightarrow 0} \left(\frac{\ln(N(\delta, F))}{\ln(1/\delta)} \right) \quad (1)$$

(2)计算方法

假如将图像抽象为 R^2 空间的集合 F ,计算盒维的方法是边长为 δ_k 的小盒子来覆盖图像关心区域,然后计算这些覆盖区域中的盒子的数目 N_{δ_k} ,如果 F 具有分形特征,由式(1),当 $\delta_k \rightarrow 0, \ln N_{\delta_k} / \ln(1/\delta_k) \rightarrow D$,由此可以得到分形维数 D 。逐渐缩小 δ_k ,在 $-\ln \delta_k, \ln N_{\delta_k}$ 双对数坐标系中拟合数据点 $(-\ln \delta_k, \ln N_{\delta_k})$,那么在此坐标系中曲线的斜率就是 F 的估算值。盒维数计算方法框图如图 1 所示。

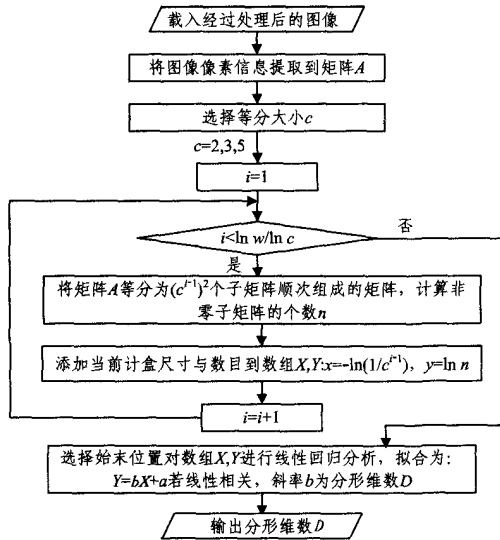


图 1 盒维数计算方法框图

将一幅 $w \times h$ 的图像看作 $w \times h$ 矩阵,矩阵中的每个元素对应于一个像素点。其值相当于图像的像素点的颜色,对于黑白二值图,在相对应的矩阵中元素值分别为 0 或 1,根据这种像素点的离散特性,我们很容易判定关心区域是否被覆盖,如果盒子围成的矩阵为零矩阵,表明没有覆盖图像的关心区域,所以我们遍历矩阵,计算非零矩阵的个数,根据公式就可得到分数维。这里的一个关键问题是怎么构建递减的 δ_k 使其趋向于 0,本文的做法是将图像依次 c 等分,例如一幅图像为 400×400 像素,取 $c=2$,也就是对矩阵进行二等分,则盒子边长最开始为 400,二等分后盒子边长为 200,然后依次为 100,50,25,13(或 12),7(或 6),4(或 3),2(或 1)像素。可以发现盒子的边长最大为图像的宽(或高),最小为 1 个像素。在进行等分时,会出现不能划分出均匀相等的盒子的情况。如上面的 1 或 2,3 或 4,12 或 13,人们将其称为畸变^[4],对于畸变问题,我们可以分别将图像进行 2,3,5 等分,尽量减小误差。另外图像的宽和高也不一定相等,也会给计算盒子数目造成一些误差,然而我们由盒子覆盖原理可以知道,盒子边长越大时,覆盖区域的盒子个数越少(例如边长最大时,盒子覆

盖个数为 1),所以误差相对整个覆盖盒子数很小。本文中每种叶片都将宽和高中较小的作为盒子最大尺寸(例如图像大小为 250×400 像素,那么盒子边长最大为 250),并且针对同一样本图像的高或宽进行归一化,使得盒子最大边长都为同一值。在逐渐减小 δ_k 划分矩阵下,可以得到“盒子大小”与相应“覆盖区域的盒子个数”这么一系列数据对,然后在双对数坐标系下进行线性回归,如果线性回归分析最终得到一条线性相关的直线,那么直线的斜率就是我们要求的计盒维数。图 1 即是计算数字图像盒维数的程序设计图。

3 提取叶缘和叶脉

在提取叶缘和叶脉分数维特征之前,首先需要将植物叶的叶缘和叶脉进行分离,得到分离后的叶缘和叶脉图像,然后分别计算叶缘与叶脉图像的分数维,并将其作为最终植物叶的特征参数。

3.1 提取叶缘

边缘提取是计算机视觉中最基础的内容,事实上边缘提取过程可归结为边缘点和非边缘点的分类或分割问题,所以可以采用阈值分割的方法进行提取。由于我们用于实验的图像都是单叶片图像,图像叶片与背景的灰度级存在明显的差异,其灰度直方图的分布呈双峰形状,可以采用全局阈值法对图像进行二值分割。

因为不同种类叶片的颜色不一样,在转成灰度图像后很难用一个统一的灰度门限进行分割,所以必须计算每一幅图像的灰度门限。通过观察发现叶片与背景的灰度级存在较明显的差异。针对这一特点,选择了迭代阈值选择法^[5]来计算灰度门限,此方法计算较为方便。具体步骤如下:

- 1) 计算出图像的最大和最小灰度值,设最大灰度值为 G_{\max} ,最小灰度值为 G_{\min} ,然后取初始灰度门限 $T_0 = \frac{G_{\max} + G_{\min}}{2}$;
- 2) 根据灰度门限 T_n 将图像分割为前景和背景,然后分别算出前景的平均灰度值 G_1 和背景的平均灰度值 G_2 ;
- 3) 令新的灰度门限 $T_{n+1} = \frac{G_1 + G_2}{2}$;
- 4) 如果 $T_n = T_{n+1}$,则 T_n 即是灰度门限,否则转到第 2) 步,继续迭代计算;
- 5) 得到灰度门限 T_n 后,根据这个门限值将图像二值化,图 2 是得到的叶缘。

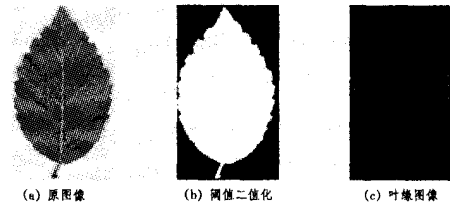


图 2 叶缘的提取

3.2 提取叶脉

叶脉的提取并不容易,一是由于叶脉复杂多变,二是采集图像时受光照的影响使得利用单一特征的图像难以有效地提取叶脉。目前针对叶脉提取的研究并不多,传统的就是阈值化或边缘检测的方法。阈值化方法是根据像素的灰度级差别区分像素集,这种方法对物体与背景有较强对比的图像分割

很有效,设定一个灰度值,利用这个阈值区分前景与背景。然而叶脉像素和背景像素有时在灰度级别上并没有太大的差别,所以此时难以区分。边缘检测方法比较容易提取出灰度变化剧烈的区域,如果植物叶脉比较宽,那么叶脉内部区域灰度的变换不明显的话,很容易被漏掉,同时叶脉区域又可能会因为噪声的干扰出现虚假边缘。总的来说是用来区分前景与背景的特征比较单一,难以很好地提取叶脉信息。傅弘^[6]等提出基于人工神经网络的叶脉信息提取方法;针对基于单一特征的图像处理难以很好地提取叶脉信息,傅弘等提出采用多个特征作为参数来区分叶脉跟背景。该方法采用了10个特征参数,分别是垂直方向上的梯度、水平方向上的梯度、斜上方向的梯度、斜下方向的梯度、局部对比度、 7×7 邻域的方差、 7×7 邻域均值、 7×7 邻域的最大值、 7×7 邻域的最小值、该像素的灰度值。将这些特征作为神经网络的输入,然后针对其中有代表性的样本进行训练,经过训练后的神经网络即可提取叶脉。阈值化或边缘检测及人工神经网络方法都是针对灰度图像的。研究表明彩色图像能比灰度图像提供更多的信息,彩色图像中大约有百分之十的边缘信息在灰度图像中检测不到。2010年金秋春^[7]等提出基于HSI颜色空间提取叶脉信息,该方法根据色度分量H的分布将植物叶分为对比色叶和单色叶两种类型,并且根据不同类型采用不同的叶脉提取方法。

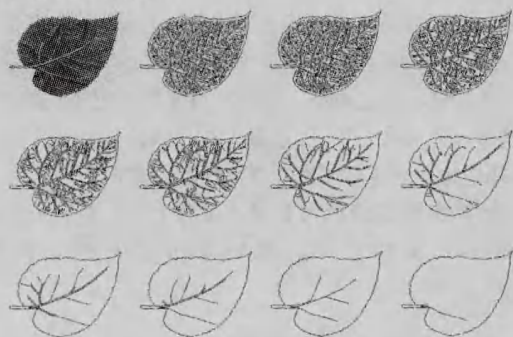


图3 叶片多个阈值下的叶脉提取

考虑到实验样本数量较多,人工神经网络方法需要训练,

提取叶脉速度较慢,本文将采用边缘检测的方法(这3种方法中边缘检测速度最快)提取叶脉,同时结合多特征思想,设定多个阈值,然后根据每个设定的阈值进行边缘检测得到多个阈值对应的叶脉图像。我们把这些叶脉图像作为单个叶片下的子特征,也作为后面的分类依据。图2中叶片多个阈值下的叶脉图像如图3所示。

4 实验验证与分析结果

4.1 植物样本

本文所使用的数据库由实验室自己建立,选取了其中的30类植物叶作为实验数据,每种植物叶片至少包含30个样本,总样本数达2422张图像。这些叶片的背景单一,无遮挡情况,形状较完整,适合于形状分析,如图4所示。



图4 植物叶数据库

4.2 实验数据

根据上面计算盒维数的方法,我们通过实验提取了叶缘跟叶脉的分数维,针对每张叶片,分别计算了 $0^\circ, 90^\circ, 270^\circ$ 3个方向的分数维,以及不同阈值下的叶脉分数维。表1和表2是图4中样本叶脉及叶缘的计盒维计算结果。

表1 叶脉7个阈值下的分数维

阈值	c=2			c=3			c=5		
	0°	90°	270°	0°	90°	270°	0°	90°	270°
1	0.886826	0.895962	0.892193	0.890883	0.893086	0.890867	0.887060	0.884271	0.889942
10	0.883660	0.883660	0.883660	0.885167	0.885167	0.885167	0.878747	0.878747	0.878747
20	0.881206	0.889891	0.883660	0.883919	0.885581	0.885167	0.878167	0.875329	0.878747
30	0.875128	0.891702	0.875655	0.878708	0.888912	0.878554	0.872395	0.879342	0.871200
40	0.877315	0.884644	0.870668	0.878841	0.879603	0.871461	0.873638	0.867482	0.866306
50	0.874536	0.882518	0.866907	0.877811	0.878716	0.871631	0.871287	0.865107	0.862868
60	0.860660	0.877076	0.857045	0.865333	0.873376	0.864101	0.857494	0.859353	0.854457

表2 叶缘的分数维

	c=2	c=3	c=5
0°	0.507546	0.555574	0.523828
90°	0.504935	0.556958	0.521920
270°	0.514933	0.553926	0.522082

从表1、表2的结果可以看出,不管是叶缘还是叶脉, $0^\circ, 90^\circ, 270^\circ$ 3个方向计算出的结果几乎一样,也就是说,分数维方法具有旋转不变性;而增大图像有利于满足 d_k 趋向0,误差会呈现减小的趋势,因为图像尺寸越大,包含在图像中的样本数也越多,可以使分形的自相似特征更好地表现,即分数维不

具有尺度不变性。

为了验证上述方法对分类识别的有效性,本节将采用30类植物叶片总样本数达2422的数据库进行试验。我们的训练样本与测试样本比大概为7比3,即随机选取百分之三十作为测试样本,剩下的作为训练样本。叶缘的分数维特征由 $c=2, 3, 5$ 三个分数维组成,也可以选 $c=2, 3, 5$ 下的平均分数量作为叶缘的分数维特征;对于叶脉特征,选取如下几种组合:

1) $c=2$ 时,对7个阈值对应的分数维求平均,然后将其作为叶脉的形状特征, $c=3$ 或5时一样选平均数,这样每一

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,每张叶片对应有 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 SIGGRAPH, 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