

文章编号: 1000-5692(2004)02-0222-06

植物外观特征自动获取及计算机辅助 植物分类与识别

祁亨年

(浙江林学院 信息工程学院, 浙江 临安 311300)

摘要: 植物的分类与识别是植物学研究和农林业生产经营中的重要基础工作, 其主要依据是植物的外观特征。现代数量分类的方法就是通过大量提取特征数据, 进行聚类分析, 获得分类结果, 并以此为根据进行植物的鉴别。传统做法都是手工测量采集原始数据, 效率较低。由于外观特征可以通过数字图片方式获得, 运用计算机图像处理分析等技术采集数据并做聚类分析将大大提高效率, 关键在于特征的自动分析和获取。在基于叶子特征的计算机辅助植物识别模型和叶缘锯齿特征提取研究的基础上, 提出了计算机辅助植物分类与识别的系统方案, 并对相关技术进行了分析。图 5 参 19

关键词: 植物分类; 计算机辅助植物识别(CAPI); 系统方案; 图像处理
中图分类号: Q949; TP391 **文献标识码:** A

计算机辅助植物识别 (computer-aided plant identification, 简称 CAPI) 的研究内容和目标是提取植物的特征, 分类并“认识”植物, 进而能在众多的植物中“识别”出已经“认识”的植物, 或者找到相似的同类和近亲植物。研究的关键在于提取植物稳定的能区别于其他植物的特征, 即分类性状。植物分类性状的选择大部分都是基于植物的局部, 分别是叶、花、果、茎、枝等的一些特征, 一般通过采集标本观察测量获得数据。因为所选择的性状都是可以直接观察到的特征, 从相应的数字化图片上都可获得, 并且都可能用计算机自动、高效、精确获取, 所以, 我们提出了计算机辅助植物识别的概念, 并进行了植物分类特征自动提取的探索^[1,2]。本文在阐述相关研究工作的基础上提出计算机辅助植物分类和识别的系统方案, 并对相关技术进行了分析。

1 植物识别与特征提取

在植物识别方面, 前人有较多的应用研究, 比如机器人除草^[3], 机器人采果^[4]和除草剂喷洒精确控制^[5~8]及木材等级评定等应用, 但这些研究的应用背景很简单, 仅仅用到了某一两种特殊特征, 只能将对象区分为目标或非目标 2 类, 还不能达到 CAPI 的要求。

要做到自动识别某类群多种植物或在保存大量植物标本的数据库中迅速检索出某种用户不认识的植物, 最好的途径就是提取植物的外观特征。这两方面的研究都有报道, 但研究都不太深入。如张帆等^[9]的研究中提出把图像的形状特征、颜色特征和纹理特征结合起来的方法进行基于内容的图像检索 CBIR^[10,11], 涉及到了烟叶最简单的性状(周长和面积)。Gandhi^[12]进行了基于形状特征的植物品种鉴别。其他类似的研究还有很多, 这里不进行列举。所有以上的研究中都没有明确提出外观特征的提取, 并且

收稿日期: 2004-02-05; 修回日期: 2004-03-30

基金项目: 浙江省教育厅资助项目(20020980)

作者简介: 祁亨年(1975-), 男, 甘肃镇原人, 讲师, 硕士, 从事神经网络和图像处理研究。E-mail: qhn@zjfc.edu.cn

研究中也仅涉及少量的植物性状, 所以应用面很窄, 在复杂一些的情况下, 可靠性就难以保证。

植物外观特征的自动获取是以包含性状特征的图像为基础的。可用数码相机直接拍摄实物照片获得数字标本。由于光照条件影响采集的标本会形成阴影和反光, 从而使照片难以反映真实目标特征。但阴影和反光影响有不同的特点, 可以对阴影和反光因素从照片中分离出来分别进行处理^[13~15], 并进行多角度图像对比, 从而矫正光照的影响, 使得植物标本的数字化采集对野外自然光照条件要求大大降低, 从而变得切实可行。

2 基于叶片特征的计算机辅助植物识别模型

由于叶片特征是植物分类和识别的重要依据, 因此, 初步研究都是基于叶片展开的, 并提出了基于叶片特征的计算机辅助植物识别模型^[1]。该模型就是提取基于叶片的一些特征作为植物分类和识别的依据。对叶片来说, 我们关心的是其大小、形状和叶缘等特征。

要提取叶片的大小特征, 首先应对图像进行预处理, 滤除噪声和背景并二值化。定义面积 (area) 为叶片区域像素总数, 只要对整个叶片的二值图像矩阵元素求和即可。长度为从叶柄和叶片结合点出发与叶缘所有点间距离的最大值, 宽度则定义为与长垂直方向上叶缘 2 点间距离的最大值。只要用比较适合的边缘追踪算法 (如像素邻域编码的方法) 追踪边缘, 求叶长和叶宽的计算是 $n(n-1)/2$ 的复杂度 (n 为叶缘的像素数) 很容易实现。

对叶形的描述可采用叶片的长宽比 (叶长/叶宽)、圆形度 (凸闭包圆形度等) 来描述。

叶缘特征一般是有无锯齿和锯齿的多少等与锯齿有关的特征。可以用边缘复杂度 $C_e (\geq 1)$ 来表征叶缘的不光滑程度。在一般情况下, 复杂度越大, 表明边缘越不光滑, 有锯齿。锯齿数是一个比较重要的分类性状。可结合边界追踪法沿边界点滑动小窗口顺序离散采样, 提取以边界点为中心的矩形小邻域, 根据小邻域各像素值 (0 或 1) 生成的向量判断此边界点是否处于一个锯齿上。窗口的大小以不会横跨 2 个锯齿为限。锯齿的识别可以用神经网络或支持向量机的方法实现。可以通过对一些样本人工判断是否为锯齿来形成训练样本集, 用训练样本集来训练神经网络, 达到满意的识别率为止。为了提高训练和识别效率, 可先对样本进行必要的姿势调整, 也可以通过对训练样本集的统计学习, 得到能达到较好识别率的支持向量机。基于支持向量机的叶缘锯齿特征提取实验结果是令人满意的^[2], 表明该方法可行的。由于支持向量机和三层前向神经网络功能上的等价性^[16], 神经网络方法也是可取的办法。另外图像处理的骨架化 (skeletonization) 也是一种可以尝试的方法^[2]。

3 基于外观特征的计算机辅助植物分类识别方案

初步的基于叶片特征的计算机辅助植物识别模型实践研究表明计算机辅助植物分类和识别是可行的, 也是很有意义的。按照 CAPI 的研究目标, 提出如图 1 所示系统方案。计算机辅助植物分类与识别是通过数字化图像实现的, 最自然的方式是植物工作者在户外遇到一种感兴趣的但不甚了解的植物, 如果想要得到其相关的信息, 尤其是植物的类别 (名称) 信息。只需要用数码相机拍摄植物照

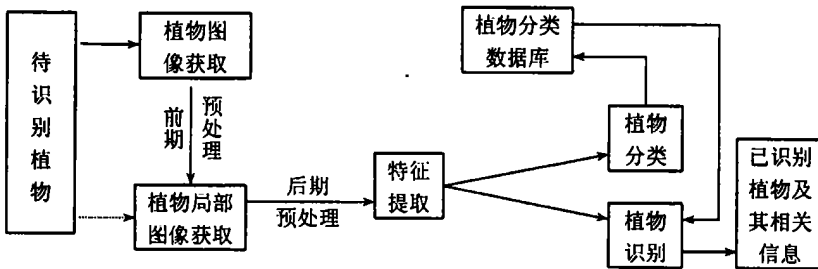


图 1 基于外观特征的计算机辅助植物分类-识别方案

Figure 1 Appearance feature based on computer-aided plant classification & identification scheme

片, 输入到计算机辅助植物识别系统, 即可识别该植物类别, 并提供相关信息; 或者采摘植物的局部如叶片、花或果等独立拍照、扫描后提交系统来识别。

系统的基础是植物分类知识库(数据库)。该知识库有系统“认识”的植物的特征信息,尤其是区别于其他植物的标志特征,并包含有可能感兴趣的其他相关信息。植物分类知识库是在计算机辅助植物分类的基础上生成的,是进行植物识别的基础。计算机辅助植物分类是基于数字化图像通过提取待分类植物的大量外观特征后经 Q 、 R 聚类分析和主成分分析(PCA)等,以研究植物间的亲缘关系并进行分类,同时从原性状集合中找出最典型的性状子集合作为分类的主要依据,显然这个子集中的性状也是进行该植物识别的重要依据。

在提取特征后,植物的数量分类可以自然地采用自组织映射神经网络SOM^[17]方法进行分类。SOM模型已经在土壤分类等方面获得了成功的应用^[18]。

以植物分类知识库为基础,以提取的待识别植物的特征为输入进行的植物识别问题就成为一个典型的基于内容的图像检索问题(CBIR)^[10-11]。这是多媒体处理领域一个热点问题,研究著述颇丰。

计算机辅助植物分类和识别的共同问题是基于图像的特征提取。如引言中所述,这些特征一般都是基于植物局部的,因此必须提取植物局部的图像,然后再从植物局部图像中获取特征。这些图像可以从植物图像中提取出来,也可以直接采集(拍摄或扫描)植物局部图像。整个过程要经过2次预处理。前期预处理是为了从植物图像中获得植物局部图像,后期预处理则为了更好的提取特征。这不包括为了提取具体的某个特征而进行的处理,主要有去除噪声、图像分割和消除阴影等。

3.1 去除噪声

用阈值法一般可以从图像中滤除背景获得植物图像,但可能背景并不均匀,可能还会有一些散点噪声以及图像的“毛刺”。可用数学形态学方法,对图像做开运算来消除散点和毛刺。若设 A 为研究图像,而 B 为结构元素(或称为“模板”),则 A 对 B 的“开”定义为:

$$A \circ B = (A \ominus B) \oplus B.$$

其中 \ominus 和 \oplus 分别表示腐蚀和膨胀运算,即 A 先被 B 腐蚀再被 B 膨胀,是消除散点和“毛刺”的基本方法,结构元素 B 可根据具体问题进行适当选择^[19]。

3.2 图像分割

因为植物形态和拍摄环境差异很大,完全智能地从植物图像中获取局部如叶片、花或果等的图像是比较困难的,可以采用通过人机交互简化问题。如图2所示的植物标本图像中,要获取其中一片叶子的图像,可以有操作者点击选中某一片比较理想的叶片简化叶片的定位,再通过邻近相连图像的分离(如开运算)分割出所需要的叶片图像。Gandhi^[12]对此进行了一些有益的探索。

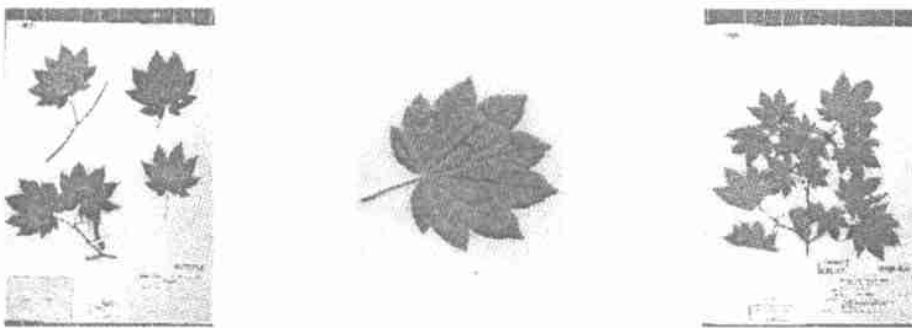


图2 Gandhi实验中的植物标本图像

Figure 2 Plant specimen images in Gandhi's study

3.3 消除阴影

植物外观特征提取应以植物局部的原本图像(intrinsic image)为基础,但户外拍摄图像的质量,必然不可避免地受到周围环境光照的影响,即产生阴影和反光等现象,从而影响特征提取的效果。因此消除图像中的阴影和反光,还原图像是很重要的处理步骤。

实际上,消除阴影是计算机视觉(computer vision)领域一个焦点的问题,很受关注,因为图像分

割、边界追踪和对象识别等计算机视觉算法在图像包含阴影的情况下都可能失败。消除阴影的一种可能的途径是从图像中分离出阴影无关的图像,即在消除阴影的同时保留其他典型的信息。物体引起的视觉是因为物体表面对环境光照的反射造成的。一幅图像可以分解为一幅反射图像 (reflectance image) 和一幅光照图像 (illumination image),但寻找这样一种分解方法依然是计算机视觉领域的一个难题。Weiss^[13]以光线计算开发了一种巧妙的方法以衰减图像中的阴影效果,但他是以一段时间内反射不变而光照变化的序列图像为基础完成的。如图 3 和图 4 是 Weiss 算法的结果,frame I 和 frame II 是 35 幅图像序列中的 2 幅。这些图像序列中光照在随时间改变但基本保持了反射不变,ML reflectance 是分解

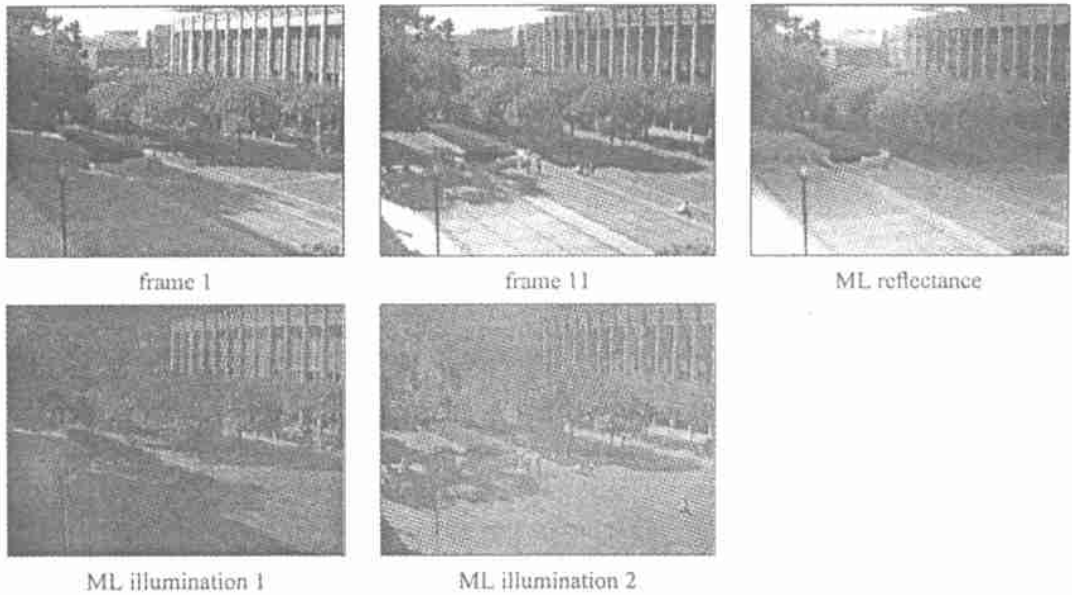


图 3 Weiss 算法将图像分解为反射图和光照图

Figure 3 Weiss's algorithm decomposes the image into illumination and reflectance components

出来的不变的反射图像,ML illuminatin 1 和 ML illumination 2 则分别是 frame 1 和 frame 11 提取反射图像后的光照图像。这种分解对真实场景的合成非常有用,如图 4, a 为原场景, b 为直接叠加合成的效果,很容易看出瑕疵,而 c 是在反射图像中叠加然后再和光照图像合成以后的效果,感觉就很真实。

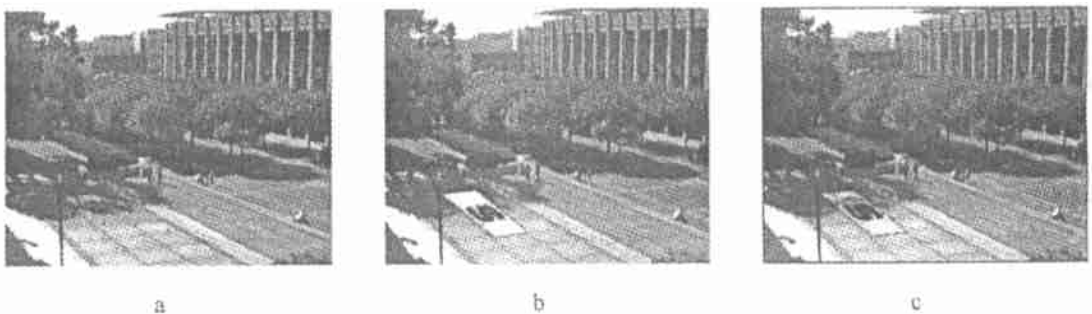


图 4 Weiss 算法在分解图像上的合成效果

Figure 4 The composition image by Weiss algorithm

Finlayson 等^[14]则研究并实践了从单幅图像中获得阴影图像技术。在一般情况下,可以合理地假设在一幅实际场景图像中,光照的变化是缓慢的,但反射的变化比较大。据此,可以对图像的变化率设置门限将快速变化的部分即阴影图像滤除,则得到消除阴影的原本图像。如图 5 是他们的实验结果,第 1 列是有阴影的原图像,第 2 列是其无阴影的光照不变灰度图像,第 3 列则是还原的消除阴影的原本图像。



图5 Finlayson 等从单幅图像中获得阴影图实例

Figure 5 The shading image obtained from a single image by Finlayson

Marshall 等^[15]也提出了从单幅图像恢复无阴影原本图像类似方案。该方案是把原始图像(original image)分解为阴影图像(shading image)和反射图像(reflectance image),其反射图像实际上就是我们所要的消除阴影的原本图像。根据其实验图像的效果可见,消除实际拍摄植物图像的阴影是可行的,目前的技术条件可以达到研究要求。

除了阴影会造成影响外,类似地,反光也是一个常见的问题,也需要设法进行消除和减弱,以利于特征的提取。

4 结论

通过基于叶子特征的植物识别模型的探讨和研究实践,说明应用图像处理和分析技术自动提取植物特征进行植物分类和识别是可行的。为进行实际应用,进而提出了计算机辅助植物识别和分类的系统方案,并对相关技术尤其是图像阴影消除技术进行了分析,可见进行计算机辅助植物分类和识别从理论和条件准备上都是可行的。开展此研究可以直接推动“数字林业”和“数字农业”的发展,为林农业的发展提供支持,同时对计算机学科尤其是计算机视觉研究的发展也将起到很大的推动作用。

参考文献:

- [1] 祁亨年, 寿韬, 金水虎. 基于叶片特征的计算机辅助植物识别模型[J]. 浙江林学院学报, 2003, 20(3): 281-284.
- [2] Qi H N, Yang J G. Sawtooth feature extraction of leaf edge based on support vector machine [R]. Xi'an; 2003 International Conference on Machine Learning and Cybernetics. 2003.
- [3] Blaso J, Alexios N, Roger J M, et al. Robotic weed control using machine vision [J]. *Biosys Eng*, 2002, 83(2): 149-157.
- [4] Bulanon D M, Kataoka T, Ota Y, et al. A segmentation algorithm for the automatic recognition of Fuji apples at harvest [J]. *Biosys Eng*, 2002, 83(4): 405-412.
- [5] Manh A G, Rabatel G, Assemat L, et al. Weed leaf image segmentation by deformable templates [J]. *J Agric Eng Res*, 2001, 80(2): 139-146.
- [6] Chun C Y, Shiv O P, Jacques A L, et al. A vegetation localization algorithm for precision framing [J]. *Biosys Eng*, 2002, 81(2): 137-146.
- [7] Pablo M G, Hugo D N, Pablo F V, et al. Weed seeds identification by machine vision [J]. *Comput Electron Agric*, 2002, 33: 91-33.
- [8] Critten D L. Fourier based techniques for the identification of plants and weeds [J]. *J Agric Eng Res*, 1996, 64: 149-154.
- [9] 张帆, 张鸿宾. 基于内容的标准烟叶图像数据库检索[J]. 计算机工程与应用, 2002, (7): 203-205.
- [10] Iqbal Q, Aggarwal J K. Using structure in content-based image retrieval [R]. Nassau; The IASIS International Conference on Signal and Image Processing (SIP), 1999.
- [11] Aignain P, Zhang H, Petkovic D. Content-based representation and retrieval of visual media: A state-of-the-art review [J]. *Int J Multimed Tools Appl*, 1996, 3: 179-202.
- [12] Gandhi A. Content-based image retrieval: plant species identification [OL]. Available from <http://cs.oregon-state.edu/~tgd/leaves/acer-quercus.pdf>, 2004-02-02.
- [13] Weiss Y. Deriving intrinsic images from image sequences [OL]. Available from <http://www.cs.huji.ac.il/~yweiss/iccv01.pdf>, 2004-02-02.
- [14] Finlayson G D, Hordley S D. Removing shadows from images [OL]. Available from <http://www.cs.sfu.ca/~mark/ftp/Eccv02/shadowless.pdf>, 2004-02-02.
- [15] Marshall F, Tappen E, Freeman E, et al. Recovering intrinsic images from a single image [OL]. Available from www.cs.cmu.edu/Groups.

NIPS/ NIPS2002/ NIPS2002preproceedings/ papers/ revise-d/ VS13-draft. pdf, 2004-02-02.

- [16] Zhang L, Zhang B. Relationship between support vector set and kernel functions in SVM [J]. *J Comput Sci Technol*, 2002, 17(5): 549–555.
- [17] 杨建刚. 神经网络实用教程[M]. 杭州: 浙江大学出版社, 2001.
- [18] 付强, 王志良, 梁川. 自组织竞争神经网络在土壤分类中的应用[J]. 水土保持通报, 2002, 22(1): 39–43.
- [19] 唐常青, 吕宏伯, 黄铮, 等. 数学形态学方法及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 1990.

Automatically obtaining of appearance features and computer-aided plant classification and identification

QI Heng-nian

(School of Information Engineering, Zhejiang Forestry College, Lin'an 311300, Zhejiang, China)

Abstract: Classification and identification of plant are the groundwork for research on botany and management of forestry. Applying modern numerical taxonomy to plants is mostly based on the visible characteristics. The result is derived from the clustering analysis of many values of some visible characteristics. The traditional way of collecting the data manually is not so efficient. Since the visible characteristics are involved in the digital image of the plant or its local parts, image-processing technology can do the work automatically and efficiently. The focus here is how to obtain the characteristics automatically. On the basis of related researches such as computer-aided plant-identification model based on leaf characteristics and extracted sawtooth feature of leaf edge, a system scheme on plant classification and identification is developed. Then the feasibilities of technologies are also analyzed. [Ch, 5 fig, 19 ref.]

Key words: plant classification; computer-aided plant identification (CAPI); system scheme; image processing