

# 利用 CBIA 与 WSN 构建的植物叶片分类系统\*

李晨<sup>1</sup>, 姚玮<sup>1</sup>, 韩忠伟<sup>2</sup>, 高一鸿<sup>3</sup>, Florian Schmidt<sup>1</sup>,  
蒋涛<sup>4</sup>, 丁惠君<sup>5</sup>, 王振宇<sup>6</sup>, 申旻旻<sup>6†</sup>

(1. 锡根大学 自然科学与工程学院, 德国北威州 锡根 D-57076; 2. 吉林动画学院 游戏学院, 长春 130012;  
3. 北京邮电大学 计算机学院, 北京 100876; 4. 成都信息工程大学 控制工程学院, 成都 610225; 5. 深圳大学  
医学部生物医学工程系, 广东 深圳 518060; 6. 华南理工大学 软件学院, 广州 510640)

**摘要:** 为了将计算机辅助植物叶片分类算法从理论研究向实际应用推进, 利用基于内容的图像分析与无线传感器网络技术实现了移动设备终端的植物叶片分类功能。利用基于 Sobel 边缘检测子图的全自动图像分割方法获取叶片的准确形状, 利用基于霍特林变换的方法对叶片进行旋转预处理并提取傅里叶描述子等九种形状特征, 然后使用多类支持向量机分类器对叶片进行分类, 再进一步使用早期融合的方法对分类结果进行加强, 随后利用以上叶片分类方法作为核心技术建立无线传感器网络, 最后利用 Java 与安卓技术实现移动客户端的应用功能。实验结果显示, 对于两个叶片数据库, 分别达到了 80% 的分类准确率水平, 与国际同类研究水平相当; 对于无线传感器网络, 移动终端用户可在 9 s 内从服务器得到叶片分类的反馈结果; 移动客户端实现了安卓操作系统上的应用程序。综上所述, 研究已经取得了显著的阶段性成果, 并将在下一阶段的工作中引入更加新颖高效的方法来进行进一步提高叶片分类准确率。

**关键词:** 基于内容的图像分析; 叶片分类; 图像分割; 特征提取; 支持向量机; 特征融合; 无线传感器网络  
**中图分类号:** TP391.4      **文献标志码:** A      **文章编号:** 1001-3695(2015)11-3336-05  
**doi:** 10.3969/j.issn.1001-3695.2015.11.031

## Plant leaf classification system using CBIA and WSN

Li Chen<sup>1</sup>, Yao Wei<sup>1</sup>, Han Zhongwei<sup>2</sup>, Gao Yihong<sup>3</sup>, Florian Schmidt<sup>1</sup>,  
Jiang Tao<sup>4</sup>, Ding Huijun<sup>5</sup>, Wang Zhenyu<sup>6</sup>, Shen Minmin<sup>6†</sup>

(1. Faculty of Natural Sciences & Engineering, University of Siegen, Siegen, North Rhine-Westphalia D-57076, Germany; 2. Game Institute, Jilin Animation Institute, Changchun 130012, China; 3. School of Computer Science, Beijing University of Posts & Telecommunications, Beijing 100876, China; 4. School of Control Engineering, Chengdu University of Information Technology, Chengdu 610225, China; 5. Shenzhen University Health Science Center, Shenzhen University, Shenzhen Guangdong 518060, China; 6. School of Software Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China)

**Abstract:** In order to use computer aided plant leaf classification algorithms in a practical way, this paper introduced a plant leaf classification system using content-based image analysis and wireless sensor network (WSN) techniques. First, it used a Sobel edge detector based full-automatic image segmentation method to obtain the accurate shapes of leaves. Second, it applied a Hotelling transform based method to rotate the obtained shapes and extracts nine shape features, including Fourier descriptor and so on. Thirdly, it identified different classes of leaves by a multi-class support vector machine classifier and evaluates the classification result by the classification accuracy. Furthermore, it used an early fusion approach to enhance the classification result by combine different features. Fourthly, it used the above classification method as the core technique to establish a WSN. Finally, it applied Java and Android techniques to implement an internet application on the mobile client. In experiments, it obtained good classification accuracies of 80% on two datasets, which were similar to that in other previous researches. Furthermore, it designed a brief WSN framework and was able to finish a data transmission in 9 seconds. Lastly, it used Java technique to implement an application in Android system for image capturing and data transmission. In conclusion, this paper shows a remarkable result in the current phase and it will be improved by more effective methods in the future work.

**Key words:** content-based image analysis; leaf classification; image segmentation; feature extraction; support vector machine; feature fusion; wireless sensor network

收稿日期: 2014-10-14; 修回日期: 2014-11-18      基金项目: 国家自然科学基金青年项目(61302121, 61201440); 广东省自然科学基金自由申请项目(S2012010010295); 广东省新媒体与品牌传播创新应用重点实验室项目(2013WSYS0002); 广东省教育部产学研合作专项基金资助项目(2012B091100420); 吉林省大学生创新项目(201313607055)

**作者简介:** 李晨(1985-), 男, 辽宁沈阳人, 博士研究生, 主要研究方向为模式识别与显微图像处理; 姚玮(1986-), 女, 湖北黄石人, 博士研究生, 主要研究方向为模式识别与卫星遥感图像处理; 韩忠伟(1982-), 男, 吉林德惠人, 讲师, 硕士, 主要研究方向为计算机图形学与无线网络通信技术; 高一鸿(1986-), 男, 辽宁沈阳人, 博士研究生, 主要研究方向为云计算理论与技术; Florian Schmidt(1987-), 男, 德国锡根人, 研究助理, 主要研究方向为模式识别与 Java 技术; 蒋涛(1975-), 男, 四川成都人, 教授, 博士, 主要研究方向为模式识别与自动化; 丁惠君(1984-), 女(回族), 安徽寿县人, 讲师, 博士, 主要研究方向为数字信号处理与生物医学工程; 王振宇(1967-), 男, 河南许昌人, 教授, 博导, 博士, 主要研究方向为操作系统与资源虚拟化; 申旻旻(1983-), 女(通信作者), 广东广州人, 讲师, 博士, 主要研究方向为图像处理与视频处理(minmin.shen@uni-konstanz.de)。

## 0 引言

植物是地球上的主要生命形式之一,不同种类的植物既为人类提供了必要的生存环境,又丰富了人类的精神生活。无论是为了科研目的还是出于个人爱好,分辨出不同类别的植物都具有重要的意义。植物分类可以应用于生态环境监测,建立植物科研标本库和植物知识科普等方面。不同种类的植物在根、茎、叶、花、果等方面都有各自的特点,叶形尤其可以明显地区别植物种类。由于传统的人工叶片识别方法耗时耗力,用计算机技术辅助植物分类工作成为了极具前景的研究课题。本文应用基于内容的图像分析和无线传感器网络技术,实现了植物叶片移动辅助识别系统的完整功能,将叶片识别从基础研究向实际应用进行了推动。

## 1 相关研究

### 1.1 计算机辅助植物叶片分类研究

迄今为止,国内外已开展了一些基于计算机技术的植物叶片分类研究,其研究重点主要集中在图像处理、特征提取与分类器设计三个方面。

1) 图像处理 由于叶片图像自身的采样条件的影响,往往导致目标叶片(前景图像)与背景图像无法清晰地分离,进而导致一些特征提取方法的失败。因此,叶片图像分割作为必要的预处理手段,在利用叶片进行植物分类的研究中是非常重要的步骤。例如, Lee 等人<sup>[1]</sup>将一种改进的分水岭算法用于西红柿叶片与杂草的分类研究中。

2) 特征提取 因为只有健壮的形状描述方法才能提取更加可靠的抽象信息用于分类,所以特征提取是叶片识别的核心工作。目前,叶片识别主要使用的三种特征为颜色特征、纹理特征和形状特征。由于某些叶片的颜色会随季节的更替而变化,所以颜色特征不能对颜色变化显著的叶片进行精确的描述;纹理特征常被用来描述叶片的细节信息,如叶脉的分布和叶片表面纹路的构成等,但往往由于叶片照片的质量无法进行清晰的细节刻画,从而导致纹理特征的应用受限;与颜色和纹理特征相比,形状特征是最具普遍意义的叶片描述方法,所以成为了大多数叶片分类研究工作的首选。例如, Ling 等人<sup>[2]</sup>成功地应用内部距离的方法对树叶内部的形状特征进行了描述。此外,一些高级抽象特征也可以用于相关研究之中,如谢从华等人<sup>[3]</sup>将特征序列描述方法用于树叶聚类研究中,并取得了良好的效果。

3) 分类器设计 在目前的叶片分类研究中,常用的分类器有人工神经网络、基于相似度的分类方法和支持向量机(SVM)方法等。例如, Soederkvist<sup>[4]</sup>利用人工神经网络作为分类器,配合形状特征对瑞典树木数据库 15 类约 1 500 个叶片样本进行了分类研究,取得了近 80% 的准确率;又如 Pornpanomchai 等人<sup>[5]</sup>利用形状、纹理与颜色等八种主要特征对 30 类 1 075 个叶片样本和 30 类 1 075 个花朵样本进行了描述,并利用特征值间的欧氏距离(相似度)进行了种类匹配,最终分别得到了 76.8% 和 74% 的识别精确度;再如,在本文的前期研究中,韩忠伟等人<sup>[6]</sup>利用 SVM 和形状特征构建了一个基于第三方软件的树叶识别移动通信框架,对于六类 48 个叶片样本的分类准确率为 83%,将树叶分类移动终端研究向前进行了推

动。到目前为止,国内外对于植物叶片识别的基础研究已经达到了高度成熟的水平,总体准确率能够达到 70% 以上,已经充分具备了进行实际应用开发的可行性。本文以此为研究动机,开发了新颖的移动叶片分类系统。

### 1.2 基于内容的图像分析(CBIA)

CBIA 指利用图像自身的信息(像素亮度等)对图像进行分析。分析手段主要体现在图像处理(图像分割等)、特征提取与分类器设计等方面。

目前主要存在的两类图像分割方法为基于图像亮度的阈值分割方法和基于图像内容环境的图像分割方法。前者的代表为大津阈值算法,后者的典型方法有 Sobel 边缘检测子<sup>[7]</sup>。前者通过不同图像区域的像素亮度进行图像分割,后者则通过寻求目标物体的梯度关系来探测物体的边界轮廓。对于不同图像分割方法的效果,相似度、特异性和敏感性往往被用于量化的评价<sup>[8]</sup>。著名的形状描述方法有边缘柱状图描述子<sup>[9]</sup>、几何特征<sup>[8]</sup>、形状上下文<sup>[10]</sup>和傅里叶描述子<sup>[11]</sup>等。除此,内部结构柱状图能够利用内部结构角稳定地描述形状的内部结构<sup>[8]</sup>。作为一种优秀的分类器,支持向量机(SVM)能够高效地处理高维度数据分类问题。因为标准的 SVM 只能够处理两类数据的分类问题,所以多类 SVM(mSVM)方法得以开发,其中包括 1vs1 和 1vsR 等方法<sup>[12]</sup>。为了进一步提高分类效果,可以应用特征融合方法来达到这一目的。特征融合主要包括早期融合与后期融合两种途径,早期融合作用于多种独立特征的合并,后期融合作用于独立特征的分类结果的合并,前者操作方法较后者更加直接,后者融合结果较前者更加稳定<sup>[13]</sup>。

### 1.3 无线传感器网络(WSN)与移动客户端技术

WSN 是由许多分布在空间中的自动装置(传感器)组成的一种无线通信计算机网络,已被广泛地用于民用领域之中,如智能手机就是一种典型的无线传感器。在目前的 WSN 中,安卓是一种使用非常广泛的终端操作系统,而 Java 技术则能有效地实现安卓应用程序<sup>[14]</sup>。

## 2 叶片 CBIA 分类技术

### 2.1 叶片图像处理

本文使用 Sobel 边缘检测子开发了一种全自动叶片图像分割技术,实现了叶片图像的前景(叶片)与背景的分离,为形状特征提取创造了更稳定的条件。本文开发的叶片图像分割方法有: a) 利用均值滤波法对图像进行去噪; b) 利用 Sobel 边缘检测子获得叶片的边缘分布; c) 通过膨胀、腐蚀等形态学处理手段对叶片内部的孔隙进行填充并对叶片轮廓进行光滑处理; d) 将得到的图片保存为二值图作为最终分割结果。为了进一步证明该方法的有效性,本文将自动图像分割的结果与手动图像分割的结果进行了比较,具体内容见第 4 章。叶片图像分割如图 1 所示。

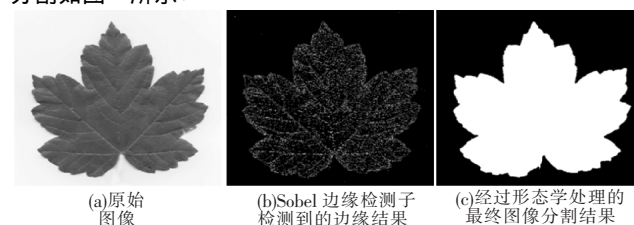


图 1 叶片图像分割示意图

由于一些特征描述方法对于图像旋转非常敏感,所以本文应用霍特林变换对图像进行了旋转处理<sup>[15]</sup>: a) 提取叶片的轮廓与中心位置的坐标; b) 计算轮廓坐标的协方差矩阵; c) 由该协方差矩阵计算特征根,并找到最大特征根对应的特征向量; d) 以该特征向量的方向作为新的水平坐标,以叶片中心位置的坐标作为新的原点坐标,对原图像进行旋转与平移,完成叶片图像旋转。基于霍特林变换的叶片旋转示意图如图2所示。

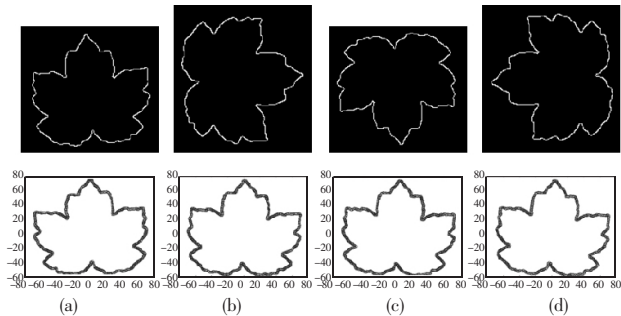


图2 基于霍特林变换的叶片旋转示意图

## 2.2 叶片形状特征提取

本文应用了九种形状描述方法对叶片进行了特征提取,并比较了它们的特点。边缘柱状图描述子(EHD)是一种全局形状特征,它通过对物体边缘延伸方向的分类统计达到描述形状特征的目的。EHD将图像的边分为水平、垂直、45°、135°和其他五种方向,并统计各种边缘的数量,最终形成柱状图。每个柱值对应特征向量的一个维度,因此EHD可以表示为一个五维的特征向量:

$$\text{EHD} = [E_1 \ E_2 \ E_3 \ E_4 \ E_5]^T \quad (1)$$

异构边缘柱状图描述子(ISEHD)是一种全局形状特征,它通过对物体连续边缘数量的统计达到描述形状特征的目的。在一个物体的轮廓中存在大量离散的边缘,这种方法将这些边缘按照像素的数量进行统计,以(1-40, 41-20, ..., 111-120, >120像素)作为分组统计区间构成柱状图。每个柱值对应特征向量的一个维度,因此ISEHD可以表示为一个13维的特征向量:

$$\text{ISEHD} = [I_1 \ I_2 \ \dots \ I_{13}]^T \quad (2)$$

基础几何特征(GF)由常用的几何度量值构成,包括形状的周长(P)、面积(A)、复杂度( $C = P^2/4\pi A$ )、长轴长度(L)、短轴长度(S)和延伸率( $E = S/L$ )等。本文应用以上六个基础几何特征构成了一个六维特征向量:

$$\text{GF} = [P \ A \ C \ L \ S \ E]^T \quad (3)$$

几何不变矩也称做Hu矩,是建立在几何中心矩基础上的高级几何特征。Hu矩包括七个输出值,在形状发生旋转、平移、缩放变化的情况下,这些值能表现出良好的不变性,因此可以被用做相似形状的判断标准。利用这七个输出值可以构成一个七维的特征向量:

$$\text{HU} = [M_1 \ M_2 \ \dots \ M_7]^T \quad (4)$$

形状上下文(SC)与最大池法(maximal pooling)结合的方法(SCMP),是本文针对支持向量机与SC进行的一项延伸实验。SC首先提取形状边缘的样本点,并获得每个样本点到其他所有样本点的向量,进一步定义这些向量即为该样本点的形状上下文。SC方法最初的定位是一种形状匹配算法,所以在具体应用时,其特征向量维度并不需要固定。但支持向量机需要固定维度的输入向量,所以本文应用最大池法提取每个样本点SC的最大模值,最终构成一个固定维度的特征向量。同

时,由于SC对于形状的旋转比较敏感,所以本文对图像进行旋转预处理,使输入图片有较为统一的方向性,能够更好地适应该方法的实现。本文定义了100个边缘样本点,每两个相邻的样本点之间具有相同的距离,最终构成了一个100维度的特征向量:

$$\text{SCMP} = [C_1 \ C_2 \ \dots \ C_{100}]^T \quad (5)$$

形状签名(SS)是一种精确但不健壮的形状描述方法。SS利用形状中心到边缘的距离构成一条曲线,该曲线是形状边缘的精确变形,能够完全地描述形状边缘的特征。但由于SS对于测距起始点非常敏感,因此,一旦形状发生旋转,则SS的描述能力会大幅下降。对此,最直接的解决方法就是旋转图片。本文对图像进行旋转处理以适应SS的要求,并定义了200个边缘样本点,每两个相邻的样本点之间具有相同的距离,最终构成了一个200维度的特征向量:

$$\text{SS} = [S_1 \ S_2 \ \dots \ S_{200}]^T \quad (6)$$

傅里叶描述子(FD)是基于SS的一种形状描述方法。FD利用傅里叶变换消除了SS对于图像旋转的敏感性,并保持了大部分形状信息。FD在对SS进行傅里叶变换的过程中,将SS中的主要信息通过低阶傅里叶系数表示出来,而高阶傅里叶系数则用于表示细节信息。本文定义了100个边缘样本点,每两个相邻的样本点之间具有相同的距离,由于经过傅里叶变换的SS呈镜面对称的结构,所以最终得到了一个50维度的特征向量:

$$\text{FD} = [F_1 \ F_2 \ \dots \ F_{50}]^T \quad (7)$$

形状签名柱状图(SSH)是针对SS旋转敏感问题提出的另一个解决方法。SSH将SS中的距离按照长度分组并统计数量,最终构成柱状图。SSH在消除了SS旋转敏感性的同时,在一定程度上也造成了原始信息的损失,其有效性往往针对不同应用而显示出巨大不同。本文利用极坐标进行360°旋转对边缘样本点进行采样构成SS,每隔1°采样一次,并将全部距离分做等差的180组,最终构成一个180维度的特征向量:

$$\text{SSH} = [H_1 \ H_2 \ \dots \ H_{180}]^T \quad (8)$$

内部结构柱状图(ISH)是一种基于形状轮廓的形状描述方法,能够稳定地描述形状的结构特征。ISH首先提取形状边缘样本点,然后在每三个样本点之间得到三个角度,最后把这些角度按照度数进行统计分组并构成柱状图。本文定义了100个边缘样本点,每两个相邻的样本点之间具有相同的距离,并按照(0°~18°, 19°~36°, ..., 343°~360°)对所有角度进行分组并构成柱状图。每个柱值对应一个维度,则得到一个20维度的特征向量:

$$\text{ISH} = [i_1 \ i_2 \ \dots \ i_{20}]^T \quad (9)$$

## 2.3 分类器设计与特征融合

因为本文采用了高维度的特征向量,所以选择SVM作为分类器,并在其基础上通过1vs1策略构建多类mSVM分类器。基于相似度的分类器和基于概率的分类器不能很好地适应高维度特征向量的情况,前者由于很多维度与相似度并不相关导致分类错误,后者由于需要大量样本进行统计而更适合大数据统计。相比之下,SVM分类器可以在任意两类数据之间提取一个带有间隔的超平面,从而使每类数据的作用范围被限制到最小,最终达到提高分类准确率的效果。进一步,1vs1通过一种投票的方式完成多类问题分类任务。首先,若存在K个类别,在每两个类别之间建立一个SVM,则会得到 $K(K-1)/2$ 个SVM;其



次对于一个测试样本,每个分类器会给出一个分类结果,则会得到  $K(K-1)/2$  个分类结果;最后,对于这些分类结果进行投票统计,获得最高票数的类别被判断为最终分类结果。

由于本文采用 mSVM 的分类器形式,得到的分类结果是明确的类别,所以不能进行后期特征融合,选择早期融合的方法加强分类效果。早期融合的目的通过合并各个独立的特征向量来进行特征性能的互补。本研究通过赋予各个独立特征向量相应的权重来进行特征融合。首先利用九个独立的特征向量与 mSVM 进行叶片分类并得到相应分类准确率;其次挑选分类准确率最高的前四个特征作为早期融合的备选元素;再次用各个元素对应的分类准确率作为该元素的权重;最后将各个元素与其对应权重相乘得到新的元素,并将各个新的元素连接成一个新的特征向量。本文比较了三种特征融合的组合,分别用最优的二、三和四个独立特征向量进行了融合实验,具体内容见第 4 章。

### 3 WSN 框架设计与实现

#### 3.1 WSN 框架设计

本文的 WSN 框架由用户端与服务端组成。用户行为包括用户通过移动终端采集树叶图片样本,通过网络上传图片至服务器并等待服务器处理响应。服务器行为包括服务器接收用户请求,根据用户上传的图片提取特征并与系统索引的各种特征进行匹配来处理用户请求,最终将分类结果反馈给用户。具体的基于 Web 的系统结构组成包括:请求预处理将用户需要查询的叶片样本进行预处理,提取出主要特征并向服务器的分类模块发送提取的样本特征;分类模块按照用户上传的样本特征在系统特征数据库中进行叶片分类;结果显示将得出的结论返回给查询用户。叶片分类系统结构设计如图 3 所示。

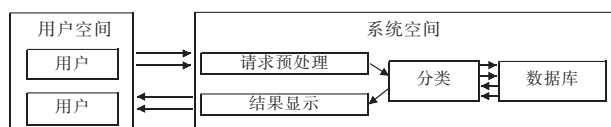


图 3 叶片分类系统结构设计示意图

#### 3.2 软件实现

安卓是一套开放性的移动设备综合平台,它包括操作系统、中间件和一些关键的平台应用,它是由 Linux + Java 构成的开源软件,允许所有厂商和个人在其基础上进行开发。本文利用以上技术平台实现了叶片识别系统的应用程序。针对数据传输办法,该软件可以调用 GSM、WiFi 和蓝牙的网络环境。对于叶片图像提取技术,安卓的内在机制为拍照和上传提供了摄像头扫描拍照功能的硬件支持,最终完成的应用程序实例见“4 实验结果”。

### 4 实验结果

#### 4.1 数据库与实验设置

本文应用了两个植物叶片数据库:第一是德国锡根大学的模式识别程序演示数据库 HLEX,如图 4 所示;第二是湖北师范学院生命科学学院的植物标本库 HLD,如图 5 所示。HLEX 包含 6 类( $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_6$ ),每类 20 片采摘于不同季节的叶片原始图像及相应手动图像分割图像。HLD 包含 22 类(桃叶、桂树叶、香樟等),超过 1 000 张黄石地区常见植物叶片,涵盖

了丰富的植物叶片形态。本文利用 HLEX 的原始图片及手动图像分割结果对全自动图像分割技术进行测试与评价,并从每类中随机取出 10 个样本(共 60)作为训练图片,其余 10 个(共 60)作为测试图片进行分类测试。由于 HLEX 的叶片样本较少,本文进一步利用 HLD 进行了增补实验。由于 HLD 中每类叶片的数量不一致(最少 22 片,最多 100 余片),本研究挑选了一个由 15 类、每类 30 张图片构成的子数据库作为实验数据库,并从每类中随机选取 15 个样本(共 225)作为训练图片,另外 15 个样本(共 225)作为测试图片。

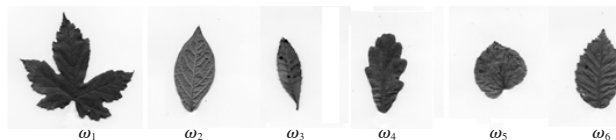


图 4 HLEX 数据库实例



图 5 HLD 数据库实例

#### 4.2 叶片图像分割效果

本文应用 HLEX 的原始图片与手动图像分割图像对全自动图像分割方法进行评价。首先利用全自动图像分割方法对 HLEX 的原始图片进行图像分割;其次将全自动图像分割的结果图片与手动图像分割的结果进行量化比较。在比较过程中,应用了相似度(Si)、灵敏度(Se)及特异度(Sp)作为量化评价的衡量指标,取得了良好的效果。其结果如表 1 所示。

表 1 全自动叶片图像分割方法评价结果

衡量指标	$\omega_1$	$\omega_2$	$\omega_3$	$\omega_4$	$\omega_5$	$\omega_6$	均值
Si	0.992	0.997	0.997	0.995	0.996	0.996	0.996
Se	0.997	0.999	1	1	0.999	0.999	0.999
Sp	0.994	0.997	0.997	0.996	0.997	0.997	0.997

#### 4.3 叶片分类效果

本文共使用九种特征提取方法对两个数据库中 6 类和 15 类叶片进行了分类,并以分类准确率作为评价指标。对于 HLEX 数据库,最佳分类准确率为 80%,相应特征为几何不变矩;对于 HLD 数据库,最佳分类准确率为 69.5%,相应特征为基础几何特征。考虑两个数据库的样本种类及数量,HLD 叶片的结果更具有普遍意义,所以在接下来的特征融合实验中,只应用 HLD 数据库进行实验。

根据图 6 中 HLD 得出的分类结果,本文选择表现最优的前四个形状特征进行特征融合。这四个特征为 GF、EHD、ISH 和 SSH。它们各自的分类准确率为 0.693、0.609、0.511 和

0.498, 这些准确率被用做早期融合的相应权重来构成新的特征向量。实验结果显示, 使用最优的两个特征 GF 和 EHD 进行融合的效果最佳, 分类准确率直抵 80%。

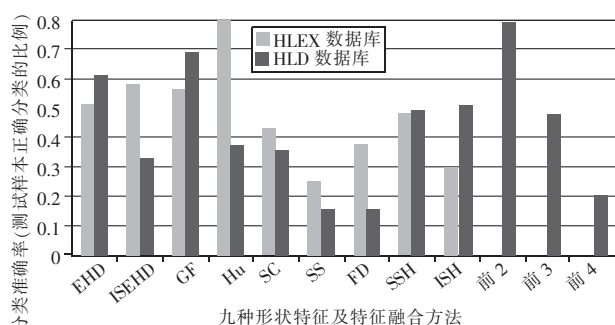


图6 叶片分类结果

注“前2”为GF及EHD融合“前3”为GF、EHD及ISH融合“前4”为GF、EHD、ISH及SSH融合

表2 HLD数据库特征融合后分类情况

种类	白杨	常青藤	杜仲	枸骨	玉兰
科名	杨柳科	五加科	杜仲科	冬青科	木兰科
结果	0.8	0.67	0.8	0.73	0.73
种类	何首乌	红花醉草	枇杷	三角枫	柿树
科名	蓼科	醉草科	蔷薇科	金缕梅科	柿树科
结果	0.8	0.8	1	0.67	0.73
种类	香樟	银杏	栀子	苎麻	紫荆
科名	樟科	银杏科	茜草科	荨麻科	苏木科
结果	0.73	0.93	0.67	0.93	0.93
均值	0.795				

通过分析表2并对照叶片原始图片可以发现, 分类率较低的种类(如柿树和栀子)往往具有相似的形态特征(卵形、中部宽、两端尖细。如图5所示)并导致分类错误的发生。对于这些种类, 形状特征不是高效的描述办法, 而需要颜色与纹理特征的进一步校正, 这也将是本研究的下一步工作。以上叶片分类过程分为两部分, 即SVM训练与测试。训练过程在一台1.60 GHz CPU、4 GB内存PC上完成, 耗时35 min, 每次测试则只耗时4 s时间。

#### 4.4 WSN与移动终端实现

图7为移动终端实现效果。移动终端首先拍照, 然后上传图片, 通过服务器对图像进行处理。考虑到在野外操作时网络信号不好, 使得照片无法及时地发送到服务器, 所以应用预留轻量级SQLite的策略进行少量的信息存储。在技术实现过程中, 重点在于怎样处理图像的上传功能才能让信息及时地上传, 因为这是保证分类速度及质量的关键因素。又考虑到移动终端应用不能过分依赖传感器的硬件性能, 所以将图片处理和分类的工作全部交由服务器完成。本实验利用一台1.60 GHz CPU、4G内存PC作为处理器, 三星安卓系统智能手机作为移动传感器终端进行叶片分类测试, 平均每次耗时9 s时间。

## 5 结束语

本文利用CBIA与WSN技术实现了移动终端的植物叶片分类功能, 分类准确率80%, 达到国际同类研究水平, 每个测试样本只需平均9 s时间即可得到分类结果反馈。本研究有效地将植物叶片分类的基础研究向实际应用进行了推动, 为植物学科普、教学与科研提供了一种新颖的辅助工具。在下一阶段工作中, 将增加颜色与纹理特征来提高分类效果, 同时将考虑在移动终端进行部分图片预处理功能来提高系统运行效率。



图7 叶片分类系统移动终端用户界面实例

## 参考文献

- [1] Lee W, Slaughter D. Recognition of partially occluded plant leaves using a modified watershed algorithm[J]. American Society of Agricultural Engineers 2004 47(4): 1269-1280.
- [2] Ling Haibin, Jacobs D. Shape classification using the inner-distance[J]. Pattern Analysis and Machine Intelligence 2007 29(2): 286-299.
- [3] 谢从华, 王立军, 常晋义. 面向叶子图像的植物归类的特征序列描述方法[J]. 计算机应用研究 2012 29(12): 4741-4746.
- [4] Soederkvist O. Computer vision classification of leaves from Swedish trees[D]. Linkoping: Linkoping University 2001.
- [5] Pornpanomchai C, Kuakiatngam C. Leaf and flower recognition system (e-Botanist) [J]. International Journal of Engineering and Technology 2011 3(4): 347-351.
- [6] 韩忠伟, 李晨, Schmidt F. 基于支持向量机和智能移动设备的多类树叶分类系统[J]. 生物技术世界 2013(3): 173-175.
- [7] Kazakova N, Margala M, Durdle N. Sobel edge detection processor for a real-time volume rendering system[C]//Proc of International Symposium on Circuits and Systems. 2004: 23-26.
- [8] Chen Li, Shirahama K, Czajkowska J et al. A multi-stage approach for automatic classification of environmental microorganisms[C]//Proc of International Conference on Image Processing, Computer Vision, and Pattern Recognition. Las Vegas: CSREA Press 2013: 364-370.
- [9] Frigui H, Gader P. Detection and discrimination of land mines in ground-penetrating radar based on edge histogram descriptors and a possibilistic K-nearest neighbor classifier[J]. Fuzzy Systems, 2011 17(1): 185-199.
- [10] Belongie S, Malik J, Puzicha J. Shape matching and object recognition using shape contexts[J]. Pattern Analysis and Machine Intelligence 2002 24(4): 509-522.
- [11] Zhang Dengsheng, Lu Guojun. A comparative study of curvature scale space and Fourier descriptors for shape-based image retrieval[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2003 14(1): 39-57.
- [12] Platt J, Cristianini N, Shawe-Taylor J. Large margin DAGs for multi-class classification[M]. [S.l.]: MIT Press 2000.
- [13] Snoek C, Worring M, Smeulders A. Early versus late fusion in semantic video analysis[C]//Proc of ACM International Conference on Multimedia. New York: ACM Press 2005: 399-402.
- [14] 迈耶. Android 4 高级编程[M]. 北京: 清华大学出版社 2013.
- [15] 王静, 李灿灿, 王情伟, 等. 树叶长宽比及边缘曲率的提取[J]. 华南师范大学学报: 自然科学版 2013 45(1): 38-41.