基于图像分析的植物叶片识别技术综述 *

张 宁, 刘文萍†
(北京林业大学 信息学院, 北京 100083)

摘 要: 对近年来基于图像分析的叶片识别技术进行了广泛研究。首先阐述了基于图像分析的植物叶片识别技术的意义及研究现状;然后介绍了主要的叶片图像识别步骤,重点从基于关系结构匹配的识别、基于统计学的识别和基于机器学习的识别三类方法进行阐述,详细论述了各种识别技术的基本思想和主要公式;最后指出了叶片识别技术的不足和研究方向。

关键词: 数字图像分析; 植物叶片识别; 图像模板匹配; 统计学; 机器学习理论
中图分类号: TP391.4 **文献标志码**: A **文章编号**: 1001-3695(2011)11-4001-07
doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2011.11.001

Plant leaf recognition technology based on image analysis

ZHANG Ning, LIU Wen-ping†
(*College of Information*, *Beijing Forestry University*, *Beijing* 100083, *China*)

Abstract: This paper surveyed the image analysis based plant leaf recognition technologies in recent years. Firstly, it proposed the significance of the plant leaf recognition technology based on the image analysis and its present research status. Then introduced the main steps of the plant leaf recognition technology, esp. to discuss three methods based on relational structure matching recognition, based on statistical recognition and based on machine learning recognition. Introduced several basic theories and mainly formulas in detail. Finally, it pointed out the deficiencies and research directions of the leaf recognition technology.

Key words: digital image analysis; plant leaf recognition; image template matching; statistics; machine learning

0 引言

植物是世界上物种数量最多且分布最广泛的生命形式,与人类以及环境的关系最为密切。由于人类生产活动造成了植物物种的灭绝,而植物在维持生物平衡、水土保持等方面又起着重要作用;同时,植物农业作为国民经济的命脉,是人们生活生产的基础部分,提高农业生产需要农业植物的精细数据,因此植物分类与识别具有非常重要的意义。

植物的分类与识别一般选取植物的局部特征,如植物的叶、花、果、茎、纸条等特征。这些器官都有各自的分类价值,但是相比起植物其他的器官,植物叶片的存活时间较长,在一年的大部分时间内都可较为方便地采集到,所以常作为植物的识别特征和认识植物的主要参照器官;同时叶形是研究植物物种的形态变异和分化的一个非常好的指标,因此基于叶片的识别是识别一种植物最直接有效且最简单的方法。

传统的叶片分类识别需要操作者有丰富的分类学知识和长期的实践经验,且工作效率低、工作量大、数据存在一定的主观性,而这些都会影响到识别的客观性与精确性。由于植物叶片基本处于一个平面状态,适合进行二维图像加工处理。随着计算机的应用,探索如何利用计算机快速准确地识别植物叶片,是解决这些问题的一个切实可行的新途径。因此研究基于图像分析的植物叶片识别技术,对于植物分类识别、植物资源的保护与利用、探索植物间的亲缘关系、阐明植物的进化规律、农业与园艺的实际应用等方面具有现实意义。基于图像分析的植物叶片识别的应用前景主要有:

a)在保护植物与生物多样性、植物生态检测上有很好应用;

b)容易推广到植物的鉴别和良种的鉴别上;

c)在数字化植物标本博物馆系统上有很好的应用价值;

d)可以推广到植物叶片病害的鉴定上,保护农作物生长。

在国外,1986 年,Ingrouille 等人[1] 采用 27 种叶形特征,使用主成分分析方法对橡树进行分类。Guyer 等人[2] 在 1993 年提取了 17 种叶片形状特征对 40 类植物进行分类。1996 年,Yonekawa 等人[3] 研究发现,简单的叶片形状因子对于植物叶片识别是有效的。国外学者运用判别式分析方法、匹配方法和机器学习方法进行植物叶片分类识别,取得了良好效果。2001 年,Osikar[4] 使用叶片的几项区域几何特征和矩特征,采用 BP 前馈神经网络为分类器,对 15 种瑞典树木进行分类。

国内在这方面的研究情况较少且起步较晚,祁享年、傅弘、王晓峰等人通过各自的研究推动了植物叶片识别的发展。近年来,中国科学院合肥智能机械研究所智能计算实验室在利用植物叶片的形状特征、纹理特征来识别植物上取得了一系列的

收稿日期: 2011-04-15; **修回日期**: 2011-05-18 **基金项目**: 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(YX2011-28);国家"973"计划资助项目(2009CB421105)

作者简介:张宁(1985-),女,河北肃宁人,硕士研究生,主要研究方向为基于图像的植物叶片识别技术、数字图像处理;刘文萍(1971-),女(通信作者),副教授,博士,主要研究方向为数字图像处理、视频分析与检索、模式识别、人工智能等(wendyl@vip.163.con).

进展[5~8]。黄德双等人开发出农业生物特征识别系统——植物叶片识别系统(BSA-RSPL),该系统可以实现对残缺变形叶片的识别。合肥植物园与中国科学院合肥智能机械研究所智能计算实验室合作,于 2010 年成功研发出植物叶片图像识别系统。该系统借助于数字图像处理和模式识别技术,达到了识别植物类别的效果。该技术可以广泛应用于农业、林业的作物生长调查、病害检测以及农林院校的辅助教学等方面。

本文概述了基于图像分析的植物叶片识别技术基本步骤,介绍了基于关系结构匹配、基于统计学和基于机器学习的叶片识别方法,详细叙述了各类方法中常用的叶片识别技术。

1　基于图像分析的植物叶片识别技术

基于图像分析的植物叶片识别主要有图像预处理、叶片特征提取和叶片分类识别三个步骤,其流程如图 1 所示。

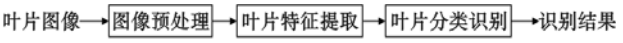

图1　基于图像分析的植物叶片识别流程

图像预处理阶段主要包括图像灰度化、图像降噪、图像分割、形态学处理以及位置归一化等几个环节。这几个环节需要根据实际的识别情况选择应用,如需要选取颜色特征时则不进行图像灰度化,当叶片无叶柄和孔洞时则不进行形态学处理。

在特征提取阶段,可用于识别的植物叶片特征有形状特征、纹理特征和颜色特征。形状特征有基于区域的几何特征、不变矩特征以及叶片的结构特征。提取叶片形状特征的方法有弗里曼链码法、傅里叶描述子、多尺度曲率空间方法(CSS)、细胞神经网络提取叶脉等;纹理特征有基于灰度直方图的统计测度、基于灰度共生矩阵的纹理特征量和基于游程的纹理描述特征,提取叶片纹理特征的方法有分形维数、小波变换、Gabor 小波变换、局域二值模式以及 Gabor 分块局域二值模式方法;颜色特征有 RGB 颜色空间模型、HSI 颜色空间模型以及 YIQ、Lab 等七种模型,可得到颜色特征值和颜色特征差异。

在分类识别阶段,则是采用一些分类方法进行植物叶片的分类和识别,最后得到各种处理数据和识别结果。

本文根据文献资料以及实际应用成果,详细介绍了基于关系结构匹配方法、基于统计学和基于机器学习的植物叶片识别方法。

2　基于图像分析的植物叶片识别方法

2.1　基于关系结构匹配的方法

关系结构匹配是利用图论方法进行匹配。这种匹配方法是指将输入的植物叶片图像进行一定处理后,提取到叶片特征,寻找目标特征与模型特征之间的对应,即比较叶片样本与输入叶片图像特征参数的匹配度从而实现识别。匹配方法在叶片的分类识别上应用较为广泛。提取这些特征的方法有描述几何特征、Hu 不变矩量、傅里叶描述子、多尺度曲率空间、本征性状和形状上下文等;获得最小匹配度的方法有 Hough 变换、动态规划、神经网络、变形模板、遗传算法和解析方法等。下面介绍近年来常用的几种匹配方法,即基于曲率尺度空间的匹配方法、基于上下文特征的匹配方法、基于动态规划算法的匹配方法、基于模糊离散粒子群优化算法的匹配方法、基于遗传算法的匹配方法、基于区域特征的过滤决策匹配方法。

2.1.1　基于曲率尺度空间的匹配方法

曲率尺度空间(curvature scale space,CSS)是 Mokhtarian 等人[9]提出的一种多尺度形状描述方法,其基本思想[10]是通过不同尺度下的曲率过零点描述形状特征,为曲线提供不同尺度下曲率的鲁棒和解析的描述。定义曲率公式 $k=(u,\sigma)$ 后,得到 CSS 图像的极值点构成特征向量,通过对叶片 CSS 图像的特征向量元素的配对,得到查询叶片形状和数据库中叶片形状的配对距离,最佳匹配为配对距离取极值时的匹配方式。

Mokhtarian 等人[11]将 CSS 表示形式与自相交二维轮廓结合进行 CSS 的匹配,应用到对 12 种菊花叶的识别分类中。孙永新[12]将 CSS 匹配方式运用到叶片的进一步识别分类中,保证了识别的准确性。

2.1.2　基于上下文特征的匹配方法

形状上下文(shape context)的描述方法是指以目标轮廓的有限点集合来表示物体特征的方法。基于上下文特征的匹配方法的基本思想是以有限点集来表示待匹配的图像物体,利用形状直方图计算与模板图像的形状上下文特征匹配度,得到匹配度最小值的模板,从而确定测试图像的类别。

基于上下文特征的匹配方法进行植物叶片识别是一种利用叶片形状轮廓上的一组离散点集表示叶片,从而进行形状匹配,用匹配度实现植物叶片识别的方法。在植物叶片识别中,对植物叶片图像进行轮廓提取,选取叶片轮廓或者边缘上的一组离散点集合 $p=\{p_1,p_2,\cdots,p_n\}$ 表示叶片的形状信息,从而得到 n 个形状直方图。对于叶片形状,选取了 n 个边界离散点之后,就可以用 n 个矩阵描述它的形状特征。得到形状直方图后,需要对任意的两个目标对象进行相应形状直方图的匹配程度计算,即进行两个目标对象的相似度测量。

相似度测量式为

$$H(\pi)=\sum_i C(p_i,q_{\pi(i)}) \tag{1}$$

其中:$C(p_i,q_i)=\frac{1}{2}\sum_{k=1}^{K}\{[h_i(k)-h_j(k)]^2/[h_i(k)+h_j(k)]\}$,$h_i(k)$ 为目标 p 的点 p_i 的形状直方图,$h_j(k)$ 为目标 q 的点 q_i 的形状直方图。特征点匹配操作利用匈牙利算法求解出公式的最小解[13],从而可以确定叶片图像的类别;在确定离散点集的位置和数目时,可采用自适应选取边界点方法[14];对于叶片图像需要考虑旋转不变的问题。

翟传敏等人[15]将任意两个目标性状之间的匹配代价结果表示为一个代价矩阵 C,然后进行特征点的匹配操作,利用成熟的动态规划算法得到最小解,可以看到不同的点集数目 n 对识别率的影响,即当 n 取值越小,识别率越低;从实验结果中可以看到,基于上下文的匹配方法比采用全局形状特征的 Hu 不变矩方法等有更好的识别效果。

2.1.3　基于动态规划算法的匹配方法

动态规划算法(modified dynamic programming,MDP)[16]通常用于求解具有某种最优性质的问题,其基本思想是将需要求解的问题分解成若干个子问题,首先求得子问题,再基于子问题的解去求解原问题。

设 I 为输入的叶片形状,M 为模板叶片形状,寻找使得整

个模式的差异性度量 $S(I,M)$ 最小的特征点匹配对序列。首先需要建立一张 $n\times m$ 的动态规划代价表。进行形状的整体匹配,找到输入形状与目标形状间最好的对应顶点,输入模式 I 的前 i 个顶点与模板输入模式 M 的前 i 个顶点的最优匹配差异性度量值为 D_g;进行形状的局域匹配,输入模式 I 的前 i 个顶点与模板输入模式 M 的前 i 个顶点的最优匹配相似性度量值为 D_t,得到加权匹配程度为

$$D(I,M)=f(D_g,D_t)=\min(w_gD_g,w_tD_t) \tag{2}$$

其中:$w_g+w_t=1,w_g\geqslant 0,w_t\leqslant 1$。

基于动态规划算法的匹配方法识别植物叶片的流程如图 2 所示。

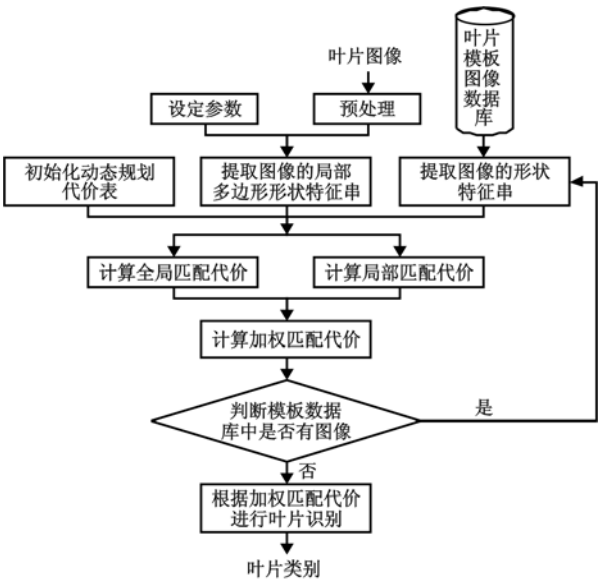

图2　基于动态规划算法的匹配方法识别植物叶片的流程

Du 等人[7]采用 Douglas-Peucker 近似值算法计算原始叶片图像的形状,得到一组形状表征去形成不变量特征序列,然后采用基于 MDP 算法的形状匹配去识别植物叶片;实验结果表明,动态规划匹配方法对于识别完整的叶片有很好的效果,并且对于残缺的、重叠的叶片也具有很好的识别效果。Daliri 等人[17]运用动态规划算法得到一个简单识别检索程序,并经过许多形状数据库的测试,包括对瑞士树叶数据库的识别检索测试,证明了此算法表现优良。

2.1.4　基于模糊离散粒子群优化算法的匹配方法

粒子群优化算法(particle swarm optimization,PSO)[18]是基于群体的演化算法。模糊离散粒子群算法(fuzzy discrete particle swarm optimization,FDPSO)的基本思想是把整数表达的离散形式的可行解转换为以模糊矩阵表达的连续形式的可行解。

在进行形状匹配时,粒子的编码、相应粒子的位置和速度都用矩阵形式表示。设由 n 个特征点表示的输入叶片形状 I;由 m 个特征点表示的叶片模型形状 M;用模糊矩阵来表示两个模式的特征关系,而由于匹配对总数和匹配差异性的要求,可设定目标函数为

$$F=(\sum_{i=1}^{n}S_i+N_C)/2n \tag{3}$$

其中:S_i 是可行解中第 i 个匹配对的差异性度量;N_C 是正确匹配的特征点数目,它通过比较 S_i 与给定阈值 ε_s 确定。若匹配对的差异性小于阈值,则认为是正确匹配。

基于模糊离散粒子群优化算法的匹配方法识别植物叶片的流程如图 3 所示。

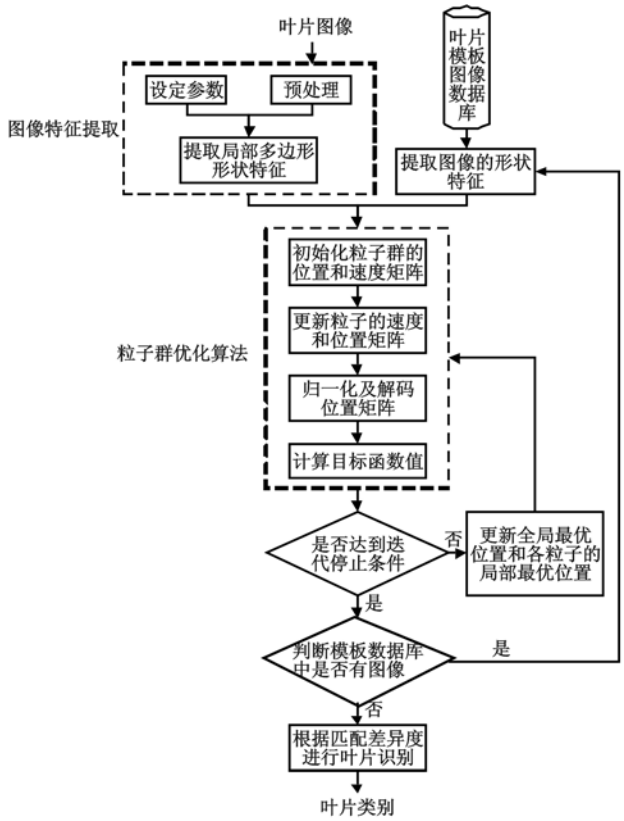

图3　基于模糊离散粒子群优化算法的匹配方法识别植物叶片的流程

Wang 等人[19]在 2002 年提出用模糊积分方法进行树叶的轮廓匹配,研究结果表明其优于曲率尺度空间的方法。杜吉祥[20]用两片残缺的植物叶片,一片作为模板,一片作为输入,进行多边形近似得到特征点,利用模糊离散粒子群算法进行形状匹配。实验结果表明,输入图像的特征点大部分都在模板中找到了匹配点,这种算法可以较好地实现残缺与重叠植物叶片的匹配识别。

2.1.5　基于遗传算法的匹配方法

遗传算法(genetic algorithm,GA)[21]是借鉴生物界优胜劣汰、适者生存的进化规律演化的随机搜索方法。设输入叶片形状为数组 I,输入叶片形状特征为数组 M,输入形状特征 I_k 与模板叶片特征 $M_{ji}=D_k$ 之间的相似性测量定义为距离函数 $S(I_k,D_k)$,匹配度可用式(4)计算得到

$$F=[\sum_{k=1}^{n}S(I_k,D_k)]/n \tag{4}$$

遗传算法中需要进行选择机制的处理,使用轮盘赌选择(roulette wheel selection,RWS),这种选择机制易于实施;在交叉和突变运算中,交叉运算的目的是从父辈中获得明显的新个体,常用的技术有单点交叉(SPC)和双点交叉(TPC);对一些由交叉运算中得到的新个体进行突变算子运算,最常见的突变形式是针对个体和改变它们的一些预定的概率进行选择点[22]。

Du 等人[22]使用遗传算法的匹配方法进行植物叶片识别,并使用 K 近邻方法判断输入类别;实验结果表明,此方法优于传统的匹配识别方法,可对残缺叶片进行很好的识别;同时使用轮盘赌选择、精英化的生存选择机制和两点交叉操作能取得

更好的识别性能。

2.1.6　基于区域特征的过滤决策匹配方法

以上几种匹配方法利用的都是基于叶片轮廓上的特征进行匹配的,本节介绍一种采用叶片区域特征计算基于差异性测量的匹配度,从而实现图像匹配的方法。其中,叶片区域特征包括叶片的高宽比、密度、质心、水平/垂直投影、离心率、似圆率、锯齿等。

设两幅叶片图像为 Q 和 T,在得到它们的一些区域特征后,针对这些区域特征分别计算特征的差异性,再分别用删除度 $O_{\text{pruning}}(Q,T)$ 和排列度 $Q_{\text{ranking}}(Q,T)$ 来表示查询图像与数据库图像的匹配度。

基于区域特征的过滤决策匹配方法识别植物叶片的流程如图 4 所示。

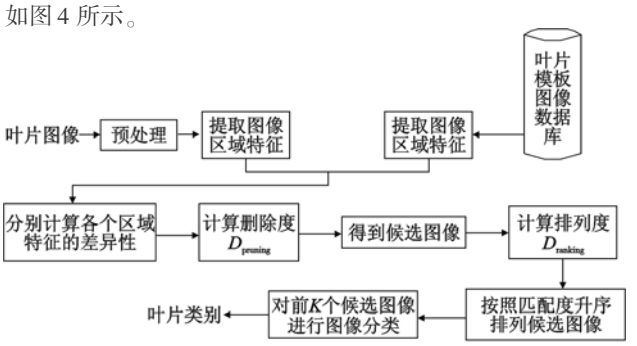

图4　基于区域特征的过滤决策匹配方法识别植物叶片的流程

Lee 等人[23]采用过滤决策进行叶片数据库匹配筛选,除了投影特征之外其余的可采用过滤决策,先用删除度筛选掉 2/3 的数据库图像,得到 1/3 的候选集图像,然后计算排列度;实验表明基于区域特征方法的识别率比基于轮廓特征方法的识别率高一倍左右。朱静等人[24]提取了植物叶片的长宽比、最宽处位置、叶缘及叶裂特征等参数,并以人工判断和计算机识别的比率作为正确识别率,对 14 种植物叶片的正确识别率基本都在 90% 以上,虽未提出具体的计算机识别方法,但其是以植物叶片的区域特征作为识别依据。

2.2　基于统计学的植物叶片识别方法

统计学通过建立数学模型,收集数据进行量化分析和总结,从而得到推断和预测等,其在植物叶片识别上的应用较广泛。下面介绍近年来常用的几种基于统计学的植物叶片识别方法:主成分分析、Fisher 判别分析、贝叶斯判别分析、近邻法。

2.2.1　主成分分析

主成分分析(principle component analysis,PCA)是一种通过减少数据集的维数以达到简化原始数据集的算法。主成分分析的基本思想是把多个变量化为少数几个综合指标,其计算步骤为:首先计算相关系数矩阵;然后计算特征值与特征向量,计算主成分贡献率及累计贡献率;最后计算主成分载荷,得到主成分得分。

祝锦霞等人[25]将主成分分析方法应用到识别含氮量不同的水稻叶片识别中,PCA 提取叶片的综合特征信息,不同氮水平对应着 PCA 的第一和第二成分,可有效识别不同含氮量的水稻叶片。一般 PCA 在植物叶片识别中主要用于将特征向量综合成新变量,即降维。

2.2.2　Fisher 判别分析

Fisher 判别分析的基本思想是,当 d 维空间的样本投影到一条直线上形成一维空间,寻找一条投影线使得在某个方向的直线上,样本的投影能分开最好。Fisher 判别分析解决的基本问题是[26],如何找到一条最好的且最易于分类的投影线。Fisher 判别分析是一种线性判别。

在 d 维 X 空间里,得到样本的类内离散度矩阵 S_w 和类间离散度矩阵 S_b,在特征空间里找个一个方向轴,使沿着方向轴类内离散度矩阵有最大值,即要使类别的可分性最大,有 Fisher 准则函数为

$$J(x)=(x'S_bx)/(x'S_wx) \tag{5}$$

其中:当函数值取得最大时,方向 x 表示为 $x=S_w^{-1}(m_1-m_2)$,m_1 和 m_2 为两类各自的样本均值。提取叶片的区域几何特征、纹理特征和颜色特征后,用 Fisher 判别模型计算判别值,根据判别值判断类别。

判别分析的方法有很多,但是目前应用到植物叶片识别的并不多。Burks 等人[27]将图像从 RGB 颜色空间模式转换到 HIS 颜色空间模式,采用判别式分析的方法去识别六种杂草,识别率达到 90% 以上。Neto 等人[28]采用链码和椭圆傅里叶谐波函数提取叶片轮廓的特征,最后用主成分分析(PCA)方法选择最优特征值,然后对特征值利用规范判别式分析进行叶片识别。2009 年王娜等人[29]提取玉米叶片的特征向量后,采用遗传算法优化选择分类特征,然后用 Fisher 判别分析去识别玉米叶部病害,准确率高于 90%。2010 年曹静等人[30]以叶形长度和叶片 1/2 处宽度作为定量指标,针对叶形相似的苦槠和青冈栎的叶片进行识别,建立了 Fisher 判别函数对样本叶片进行判别;实验结果显示,样本数据的回判率为 94%,扩大样本的回判率为 92%。

2.2.3　贝叶斯判别方法

贝叶斯判别方法(Bayes discrimination method)在植物叶片识别的应用中常被用来进行病害叶片的识别。其应用在病害叶片识别上的基本思想是,定义病害的类别,然后得到识别样本向量,对特征向量进行判别计算,将计算结果进行最值的选取,从而判别出类别。

管泽鑫等人[31]在提取了水稻叶片病斑的参数后,应用逐步判别分析选取最有效识别参数,利用贝叶斯方法进行分类识别,识别准确率最高为 97.2%。柴阿丽等人[32]采用了贝叶斯方法进行番茄叶部病害识别,识别率最高达到了 100%。

2.2.4　近邻法

最初的近邻法(nearest neighbor method)是由 Cover 和 Hart 于 1968 年提出的,是模式识别非参数法中最重要的一种方法。近邻法是将各类中的全部样本都作为代表点的决策方法。

最近邻法的基本思想是:设有 c 个类别 $w_1,w_2,\cdots,w_c$ 的模式识别问题,N 为类别样本总数,各类中有标明其类别的样本 N_i 个,可规定 w_i 类的判别函数为

$$g_i(x)=\max_k \| x-x_i^k \| \quad k=1,2,\cdots,N_i \tag{6}$$

其中:w_i 类用 x_i^k 的角标 i 表示,k 为 w_i 类 N_i 个样本的第 k 个。决策规则为:如果有

$$g_j(x)=\min_i g_i(x) \quad i=1,2,\cdots,c \tag{7}$$

则决策 $x\in w_j$。把这一决策方法称为最近邻法。其直观解释为:对于未知样本 x,只需比较 x 与 N 个已知类别样本间的欧

氏距离,并决策 x 与离它最近的样本同类。

k-近邻法的基本思想如下:设在 N 个样本中,来自 w_c 类的有 N_c 个,如果 k 个近邻中属于 $w_1, w_2, \cdots, w_c$ 类的样本数分别为 $k_1, k_2, \cdots, k_c$,则可以定义判别函数为

$$g_i(x) = k_i \quad i = 1, 2, \cdots, c \tag{8}$$

决策规则为:如果有

$$g_j(x) = \max_i k_i \tag{9}$$

则决策 $x \in w_j$。

徐贵力等人[33]使用差分百分率直方图法提取番茄缺素叶片纹理特征,并用 k-近邻法分类器对番茄缺素叶片进行识别,识别准确率在 80% 以上。吴雪梅[34]也对番茄叶片营养元素的亏缺进行了识别研究,从颜色和纹理两方面提取缺素叶片图像的特征参数,基于 k-近邻法建立模式识别系统,为无土栽培作物技术做了基础性研究工作。Gu 等人[35]运用小波变换和高斯插值混合进行植物叶片骨骼分割,并运用 1-NN 分类器和 k-NN 分类器进行识别叶片,同时也采用径向基概率神经网络(RBPNN)分类器;实验结果表明 1-NN 分类器的平均识别率最高,并且这种综合方法可以大大提高叶片骨骼的识别率。

2.3　基于机器学习的植物叶片识别方法

机器学习指计算机模拟或者实现人类的某些行为,它的应用遍及人工智能的很多领域,应用于植物叶片识别上减少了建立模板数据库这一步骤。目前常用于植物叶片识别的机器学习方法有人工神经网络、支持向量机和移动中心超球分类器。

2.3.1　人工神经网络

人工神经网络(artificial neural networks)理论是在 20 世纪提出的,它是人类在对大脑神经网络认识理解的基础上人工构造的能够实现某种功能的神经网络。人工神经网络分类器在植物叶片识别上应用很广泛,其基本思想是在得到植物叶片的形状、纹理和颜色特征后,将这些特征向量作为分类器的输入特征矢量,经过网络训练对植物叶片进行分类识别。

目前主要应用在植物叶片识别上的人工神经网络分类器有 BP 神经网络、概率神经网络、自组织特征映射网络等几种。

a)BP 神经网络分类器(BP classifier)。它具有较好的自学习性、自适应性、鲁棒性和泛化性。

b)概率神经网络分类器(PNN classifier)。它是径向基网络的一个重要分支,其分类器是一种有监督的网络分类器,这种方法的学习速度较快、收敛性好、网络结构设计灵活方便,相比 BP 神经网络有更好的识别率[36],然而在识别过程中随着训练集中植物叶片种类的增加,其运算速度会减慢。

c)径向基函数神经网络分类器(RBFNN classifier)。它是一种具有单隐层的性能良好的前身网络;相比于 BP 神经网络,其具有良好的逼近能力和学习速度,训练时间少;在实际的应用中,这种分类器的识别率并不是很好。

d)径向基概率神经网络分类器(RBPNN classifier)。其具有快速的收敛性能,在某种程度上 RBPNN 也减少了 RBFNN 和 PNN 的缺点[37],如计算复杂度的降低等。

e)自组织特征映射网络分类器(SOM classifier)。它是于 1981 年提出的一种由全连接的神经元阵列组成的自组织自学习网络[38],可以直接或间接地完成数据压缩、概念表示和分类的任务;多项实验表明它的叶片识别率都在 90% 以上。

基于人工神经网络的植物叶片识别流程如图 5 所示。

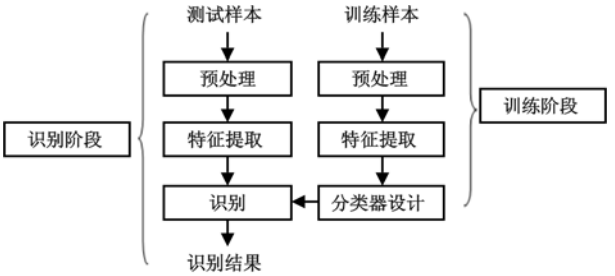

图5　基于人工神经网络的植物叶片识别流程

Wang 等人[39]使用边缘检测和细化算法处理植物叶片图像,并用 BP 神经网络分类器对四种树种进行了自我相似的测量。Du 等人[40]研究了多种人工神经网络分类器对植物叶片的分类识别效果,对比了 BP 神经网络(BPNN)、径向基概率神经网络(RBPNN)、径向基函数神经网络(RBFNN)和多层感应器网络(MLPN),其中 RBPNN 用正交最小二乘算法(OLSA)训练,其结构用回归 OLSA 来优化;实验结果表明,这些分类器在速度和精度上比 k-NN 法等出色,而 RBPNN 表现得最好。杜吉祥等人[41]又在 2008 年运用 Gabor 小波提取植物叶片的纹理特征,并用 RBPNN 分类器进行识别分类;实验结果表明它是一种高效的分类器。Wu Qing-feng 等人[42]使用叶片的形状、叶齿和叶脉特征进行分类,采用 BP 神经网络作为分类器,对六种植物叶片的分类平均识别率超过 94%。Wu 等人[43]采取经过 1 800 个叶片训练的 PNN 分类器分类出 32 种植物,识别的正确率高于 90%;实验结果表明,此算法执行速度快且易于实施。张蕾[37]根据得到的叶片形状以及纹理特征值,利用 SOM 神经网络分类器识别植物叶片种类;实验结果表明,此方法的平均正确识别率达到 95.83%,个别植物种类的正确识别率可达到 100%。

2.3.2　支持向量机

支持向量机(support vector machines,SVM)的理论基础是统计学习理论。当植物叶片纹理图像样本数量相对偏少时,可以把分类性能卓越的支持向量机作为植物叶片识别的分类器[44]。支持向量机有线性可分和线性不可分的情况,并且采用不同的核函数会有不同的 SVM 算法。支持向量机分类器[45]在解决小样本、非线性和高维模式识别有许多优势,而植物叶片分类识别问题就是一种非线性模式识别问题。

林丰艳[44]在提取植物叶片纹理特征后,采用支持向量机分类器对植物叶片进行识别,达到了植物物种分类的目的;实验表明该方法分类效果良好。田有文[46]利用色度矩提取葡萄病害叶片纹理图像的特征向量,将支持向量机分类器应用于病害的识别,结果显示当病害分类训练样本较少时,它具有较好的分类能力和泛化能力,并且径向基核函数最适合于葡萄的分类识别。靳宁[47]通过分析棉花黄萎病不同程度叶片的高光谱数据,采用了支持向量机等多种识别方法对叶片病害程度进行识别。Liu 等人[48]运用小波变换得到植物叶片纹理特征,对 15 种植物叶片图像采用支持向量机分类器进行识别,识别率高于 95%,表明小波变换与 SVM 综合运用的方法有效且易于实施。Singh 等人[49]将改进的支持向量机方法——基于二叉

树结构的多支持向量机方法(SVM-BDT)应用于32种植物叶片的识别,同时也运用了PNN分类器和傅里叶矩方法进行识别,进行性能的比较后发现SVM-BDT方法明显优于另外两种方法。

2.3.3 移动中心超球分类器

移动中心超球分类器(moving center hypersphere,MCH)是近年来新提出的一种分类器,它是一种对参考样本进行压缩的方法。其基本思想[6]是用超球代表一簇点,对每种样本用若干个超球去逼近,并且移动超球的中心努力扩大超球的半径,使它包含尽可能多的样本点,可以实现多个超球包含样本空间中的所有样本点。

王晓峰等人[6]提取叶片的形状特征后,提出使用移动中心超球分类器进行识别,通过与其他分类器比较,可以看到此分类器在识别时间和存储空间上更有优势,它更适合实际情况下的识别。当叶片样本数量和分类特征较多时,移动中心超球分类器通过对样本数据的压缩处理,可以有效减少存储空间和计算时间,但是它的识别率相比人工神经网络分类器要低一些。2007年Du等人[50]又提出了一种移动中值中心超球分类器(move median center hypersphere classifier),在MCH分类器基础上将判断准则作了改进,提取了15个植物叶片特征去识别20种植物叶片,结果表明该方法有优良的效率和有效性。

3 目前存在的问题和进一步研究重点

笔者查阅了大量文献,对目前常用的基于图像分析的植物叶片识别方法进行了介绍。目前基于图像分析的植物叶片识别还不够成熟,存在的问题有以下几点:

a)目前的理论基础较为薄弱,需要进一步完善;

b)分割背景简单,对于自然状态和复杂背景下的叶片识别有待进一步的研究;

c)叶片识别算法大多数是探索性的,没有一个统一的评价标准,所以难以实现植物叶片种类系统之间的定量比较;

d)目前的叶片图像分类识别系统大多只能处理几种到几百种植物叶片,其处理范围依然较小;

e)许多分类算法和分类器都存在各自的优缺点,不能适合所有叶片识别情况;

f)不同研究者使用的叶片数据库各不相同,难以比较不同算法的性能优劣和鲁棒性。

根据以上存在的问题,以后的研究方向和重点有以下几个方面:

a)目前叶片识别的植物叶片图像背景大部分都是简单背景,在复杂背景下的叶片提取以及特征提取需要进一步的研究,以用于叶片识别技术。近年一种基于纹理和颜色特征的自动分割复杂背景图像下树木叶片[51]的方法被提出,并且实验表明该算法可靠、有效。

b)需要对叶片识别算法进一步发展和优化,并建立统一的评判标准。这种评价方法需要适合所有的识别算法并且适合各种应用领域;采用定量的和客观的性能评价准则,可精确地描述算法的性能,评判应摆脱人为因素;应采用所有研究者都可获取的通用的图像,图像尽可能地反映客观世界的情况和实际的共同特点。

c)对于分类器进行进一步的优化,对分类识别方法进行统一的分类。

d)建立一个统一的植物叶片数据库,并利用机器视觉、图像处理分析以及模式识别等建立植物种类识别理论,形成完善合理的植物种类评价标准,建立完善的植物种类识别系统。

参考文献:

[1] INGROUILLE M J, LAIRD S M. A quantitative approach to oak variability in some north London woodlands[J]. London Naturalist, 1986,65:35-46.

[2] GUYER D E, MILES G E, GAULTNEY L D, *et al*. Application of machine to shape analysis in leaf and plant identification[J]. Trans of the ASAE,1993,36(1):163-171.

[3] YONEKAWA S, SAKAI N, KITANI O. Identification of idealized leaf types using simple dimensionless shape factors by image analysis [J]. Trans of the ASAE,1996,39(4):1525-1533.

[4] OSIKAR J O. Computer vision classification of leaves from Swedish trees[D]. Linkoping: Linkoping University, 2001.

[5] WANG Xiao-feng, DU Ji-xiang, ZHANG Guo-jun. Recognition of leaf images based on shape features using a hypersphere classifier [C]//Advances in Intelligent Computing. Berlin/Heidelberg: Springer, 2005:87-96.

[6] 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,2006,42(3):190-193.

[7] DU Ji-xiang, HUANG De-shuang, WANG Xiao-feng,*et al*. Computer-aided plant species identification (CAPSI) based on leaf shape matching technique[J]. Trans of the Institute of Measurement and Control,2006,28(3):275-285.

[8] DU Ji-xiang, HUANG De-shuang, WANG Xiao-feng, *et al*. Shape recognition based on neural networks trained by differential evolution algorithm[J]. Neurocomputing,2007,70(4-6):896-903.

[9] MOKHTARIAN F, MACKWONH A K. Scale-based description and recognition of planar CHIVES and two-dimensional shapes[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986, 8 (1):34-44.

[10] ABBASI S, MOKHTARIAN F, KITRLER J. Curvature scale space image in shape similarity retrieval[J]. Multimedia Systems,1999, 7(6):467-476.

[11] MOKHTARIAN F, ABBASI S. Matching shapes with self-intersections:application to leaf classification[J]. IEEE Trans on Image Processing,2004,13(5):653-661.

[12] 孙永新. 基于多尺度形状分析的叶形识别系统[J]. 计算机应用, 2009,29(6):1707-1710.

[13] BELOGIE S, MALIK J, PUZICHA J. Shape matching and object recognition using shape contexts [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2002,24(4):509-522.

[14] 申家振, 张艳宁, 刘涛,等. 基于形状上下文的形状匹配[J]. 微电子学与计算机,2005,22(4):144-146.

[15] 翟传敏, 杜吉祥. 基于形状上下文特征的植物叶图像匹配方法[J]. 广西师范大学学报:自然科学版,2009,27(3):171-174.

[16] 廖慧芬, 邵小兵. 动态规划算法的原理及应用[J]. 中国科技信息,2005(21):42.

[17] DALIRI M R, TORRE V. Robust symbolic representation for shape recognition and retrieval[J]. Pattern Recognition, 2008, 41 (5): 1782-1798.

[18] 杨维,李歧强. 粒子群优化算法综述[J]. 中国工程科学,2004,6(5):87-94.

[19] WANG Zhi-yong, CHI Zhe-ru, FENG Da-gan. Fuzzy integral for leaf image retrieval[C]//Proc of IEEE International Conference on Fuzzy Systems. [S. l.]:IEEE, 2002: 372-377.

[20] 杜吉祥. 植物物种机器识别技术的研究[D]. 合肥:中国科学技术大学, 2005.

[21] 徐小博, 苏筱蔚, 胥桂仙,等. 基于遗传算法的匹配问题求解[J]. 长春工业大学学报:自然科学版,2003,24(4):33-35.

[22] DU Ji-xiang, WANG Xiao-feng, GU Xiao. Shape matching and recognition base on genetic algorithm and application to plant species identification[C]//Advances in Intelligent Computing. Berlin/Heidelberg: Springer, 2005:282-290.

[23] LEE C L, CHEN Shu-yuan. Classification of leaf images[J]. International Journal of Imaging Systems and Technology, 2006,16(1):15-23.

[24] 朱静, 田兴军, 陈彬,等. 植物叶形的计算机识别系统[J]. 植物学通报, 2005, 22(5): 599-604.

[25] 祝锦霞, 邓劲松, 石媛媛,等. 基于水稻扫描叶片图像特征的氮素营养诊断研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2009, 29(8): 2171-2175.

[26] 李映, 焦李成. 基于核 Fisher 判别分析的目标识别[J]. 西安电子科技大学学报:自然科学版,2003, 30(2):179-182.

[27] BURKS T F, SHEARER S A. Classification of weed species using color texture features and discriminate analysis[J]. Trans of the ASAE,2000,43(2):441-448.

[28] NERO J C, MEYER G E, JONES D D, *et al*. Plant species identification using elliptic Fourier leaf shape analysis[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2006, 50(2): 121-134.

[29] 王娜, 王克如, 谢瑞芝,等. 基于 Fisher 判别分析的玉米叶部病害图像识别[J]. 中国农业科学, 2009, 42(11) :3836-3842.

[30] 曹静, 胡海波, 宋丁全,等. 基于 Fisher 判别苦楮和青冈栎叶片[J]. 河南科技大学学报:自然科学版,2010, 31(6): 62-65.

[31] 管泽鑫, 唐健, 杨保军,等. 基于图像的水稻病害识别方法研究[J]. 中国水稻科学, 2010, 24(5):497-502.

[32] 柴阿丽, 李宝聚, 石延霞,等. 基于计算机视觉技术的番茄叶部病害识别[J]. 园艺学报, 2010, 37(9):1423-1430.

[33] 徐贵力, 毛罕平, 李萍萍,等. 差分百分率直方图法提取缺素叶片纹理特征[J]. 农业机械学报, 2003,34(2):76-79.

[34] 吴雪梅. 基于计算机视觉的番茄营养元素亏缺识别研究[D]. 镇江:江苏大学, 2004.

[35] GU Xiao, DU Ji-xiang, WANG Xiao-feng. Leaf recognition based on the combination of wavelet transform and Gaussian interpolation [C]//Advances in Intelligent Computing. Berlin/Heidelberg: Springer, 2005: 253-262.

[36] 贺鹏, 黄林. 植物叶片特征提取及识别[J]. 农机化研究, 2008(6) : 168-170.

[37] 张蕾. 基于叶片特征的计算机自动植物种类识别研究[D]. 长春:东北师范大学,2007.

[38] 杨占华, 杨燕. SOM 神经网络算法的研究与进展[J]. 计算机工程, 2006, 32(16): 201-228.

[39] WANG Dai-lin, ZHANG Xiu-mei, LIU Ya-qiu. Recognition system of leaf images based on neuronal network[J]. Journal of Forestry Research,2006,17(3): 243-246.

[40] DU Ji-xiang, HU ANG De-shuang, WANG Xiao-feng, *et al*. Shape recognition based on radial basis probabilistic neural network and application to plant species identification[C]//Advances in Neural Networks. Berlin/Heidelberg: Springer, 2005: 281-285.

[41] 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.

[42] WU Qing-feng, ZHOU Chang-le, WANG Chao-nan. Feature extraction and automatic recognition of plant leaf using artificial neural network[C]//Proc of the 2nd International Conference on Computer Science & Education. Xiamen: Xiamen University Publishing House, 2007: 47-50.

[43] WU S G, BAO F S, XU E Y, *et al*. A leaf recognition algorithm for plant classification using probabilistic neural network [C]//Proc of IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology. 2007:11-16.

[44] 林丰艳. 基于图像多分辨率分析的植物叶片识别系统的研究[D]. 曲阜: 曲阜师范大学, 2009.

[45] 陈海林. 基于判别学习的图像目标分类研究 [D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2009.

[46] 田有文. 基于纹理特征和支持向量机的葡萄病害的识别 [J]. 仪器仪表学报, 2005, 26(z1): 606-608.

[47] 靳宁. 棉花黄萎病高光谱识别及遥感监测研究 [D]. 南京: 南京信息工程大学, 2009.

[48] LIU Jian-du, ZHANG Shan-wen, DENG Sheng-li. A method of plant classification based on wavelet transforms and support vector machines [C]//Proc of the 5th International Conference on Emerging Intelligent Computing Technology and Applications. Berlin/Heidelberg: Springer, 2009: 253-260.

[49] SINGH K, GUPTA I, GUPTA S. SVM-BDT PNN and Fourier moment technique for classification of leaf shape [J]. International Journal of Signal Processing,2010,3(4): 67-78.

[50] DU Ji-xiang, WANG Xiao-feng, ZHANG Guo-jun, *et al*. Leaf shape based plant species recognition [J]. Applied Mathematics and Computation,2007,185(2):883-893.

[51] LIU Wen-ping, HE Ying-de. Fractal features and fuzzy clustering based tree leaf segmentation from images with the complex background [C]//Proc of International Conference on Computer, Mechatronics, Control and Electronic Engineering. Changchun: Intelligent Information Technology Application Research & Changchun University of Technology, 2010: 317-321.

[52] LYNN D E, WALDREN S. Morphological variation in populations of ranunculus repens from the temporary limestone lakes (turloughs) in the west of ireland[J]. Annals of Botany,2001,87(1):9-17.

[53] OJALA T, VALKEALAHTI K, OJA E, *et al*. Texture discrimination with multidimensional distributions of signed gray level differences [J]. Pattern Recognition,2001,34(3):727-739.

[54] 彭进业,杨万海. 一种曲率尺度空间匹配策略[C]//第四届信号与信息联合学术会议. 2005: 145-148.

[55] 亓文永, 叶心太. 应用于图像特征识别的主成分分析算法[J]. 科技信息, 2008(22):366,355.

[56] MUNEESAWANG P, LING Guan. An interactive approach for CBIR using a network of radial basis functions[J]. IEEE Trans on Multimedia,2004,6(5):703-716.

[57] 杜吉祥, 翟传敏. 基于 Gabor 纹理特征的植物图像识别方法[C]//第十四届全国图像图形学学术会议论文集. 北京: 中国图象图形学学会, 2008: 246-250.

[58] 苏玉梅. 植物叶片图像分析方法的研究与实现[D]. 南京: 南京理工大学, 2007.