

DOI: 10.11830/ISSN.1000-5013.201706075



应用叶片图像分割与特征融合的 复杂背景植物识别方法

赵熙临, 单治磊, 付波, 杨章

(湖北工业大学 电气与电子工程学院, 湖北 武汉 430068)

摘要: 针对复杂背景的存在性,通过图像分割处理消除复杂背景因素对植物识别的负面影响.提出一种基于形态学变换的标记分水岭算法,对植物叶片进行重建的开闭操作,并使用标记分水岭算法对其进行分割.识别测试纹理与形状特征提取方式,了解图像分割算法对复杂背景消除的有效性.结果表明:提出的算法能有效分割复杂背景叶片.

关键词: 植物叶片; 图像分割; 复杂背景; 标志分水岭算法; 形态学变换

中图分类号: TP 391.4 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-5013(2018)02-0274-07

Research of Plant Recognition Using Segmentation and Feature Fusion

ZHAO Xilin, SHAN Zhilei, FU Bo, YANG Zhang

(School of Electrical and Electronic Engineering, Hubei University of Technology, Wuhan 430068, China)

Abstract: Considering of the existence of complex background, the negative effects of complex background factors on leaves recognition are eliminated by image segmentation. At the same time, a segmentation algorithm be founded on morphological transform is proposed to solve the over-segmentation problem in the segmentation of plant leaves. After the opening and closing based on the reconstruction, the plant leaves are segment by marker-watershed algorithm. The texture and shape features, extracted form the segmented leaves, are used to recognize the leaves. And the effectiveness of the recognition validates that the segmentation algorithm proposed in this paper is effective.

Keywords: plant leaf; image segmentation; complex background; segmentation algorithm; morphological transformation

地球上植物种类繁多,通过肉眼观测识别植物存在较大误差,因此,基于计算机视觉的植物分类识别成为植物分类学的研究热点^[1].植物叶片作为植物的组成部分,常作为植物识别的重要特征.目前对植物分类识别的研究大多是基于单一背景植物叶片进行的分类识别,相关学者对此进行研究^[2-5].针对复杂背景下叶片的处理问题, Camargo 等^[6]利用 Gustafson-Kessel 聚类分割,并用遗传算法提取叶片,但该算法对重叠和复杂背景鲁棒性较低. Wang 等^[7]提出自动标记的分水岭算法分割叶片图像,对叶片提取 Hu 氏不变矩和 Zernike 矩作为叶片形状特征,对植物进行识别,该方法虽然能够在重叠、复杂背

收稿日期: 2017-06-26

通信作者: 赵熙临(1969-),男,副教授,博士,主要从事电力系统及自动化、先进控制理论的研究. E-mail: zhaoxilin@mail.hbut.edu.cn.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61072130); 国家教育部科研项目(教外司留 20041685); 湖北省科技厅重大专项项目(2013AEA001)

景下较好地分割叶片,但是分割时需借助叶片形状信息,对未知叶片不具有实用性. 汤晓东等^[8]提出一种基于色调、饱和度、亮度(HSI)空间的分水岭分割算法,成功提取复杂背景下的 大豆叶片,并对其进行识别. 由于叶片纹理及叶片脉络的存在,该算法对大多数叶片并不具有适用性,当分割对象脉络明显时,容易造成过分割. 因此,在复杂背景下的植物识别过程中,核心问题是如何对植物叶片进行分割以消除复杂背景的影响. 基于此^[9-11]. 本文提出一种基于形态学变换的标记分水岭算法,对植物叶片的图像进行分割识别.

1 植物叶片分割算法

1.1 分割流程

复杂背景下叶片图像分割流程,如图 1 所示. 具体有 5 个步骤:1) 去除叶片图像的非绿色背景;2) 对去除背景后的叶片图像进行重建后的开闭操作;3) 计算叶片图像的梯度幅值图像、前景标记和背景标记;4) 利用强制最小值技术、前景标记与背景标记对梯度幅值图像进行修改;5) 对修改后梯度幅值图像进行分水岭分割等.

统计结果表明:RGB 空间叶片颜色集中在 G 分量^[12]. 因此,对彩色图像进行分割时,首先将 RGB 彩色空间变换到 G 分量为主的空间向量 J ,即

$$J = ExG - ExR. \tag{1}$$

式(1)中: $ExR=2G-R-B$ 为超绿指标; $ExR=2R-G-B$ 为超红指标,通过使用 Otsu 分割算法对 J 进行阈值分割,从而得到去除非绿背景的叶片图像(图 1 中的 A,B).

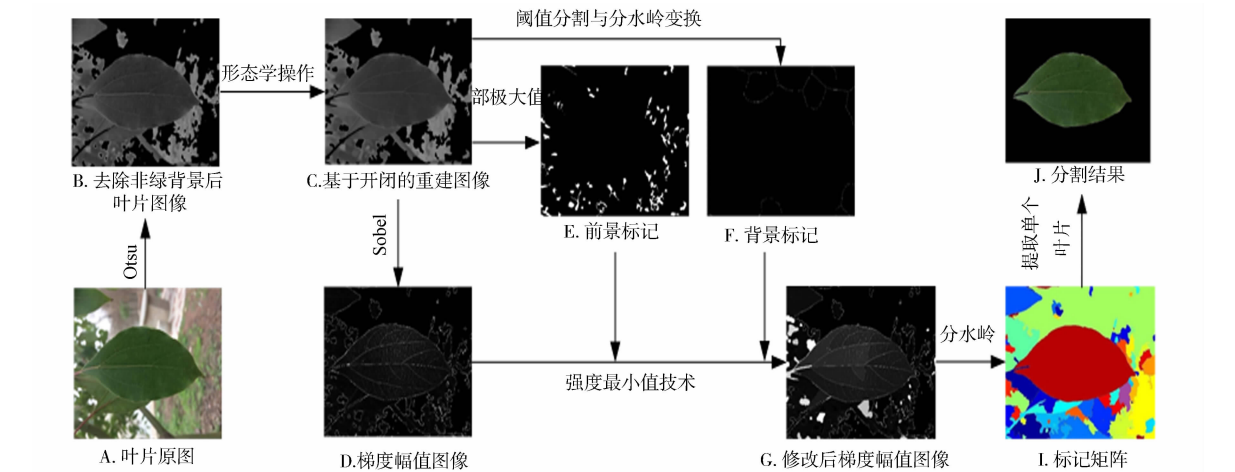


图 1 叶片分割过程
Fig. 1 Leaf segmentation process

1.2 叶片分割算法设计

为了简化分割过程^[7],避免二次分割时产生的过分割现象,对去非绿背景图像进行基于开闭的重建操作,如图 2 所示. 在此基础上,标记分水岭分割,有 4 个分割步骤.

1) 对脉络明显的叶片进行分割时,在叶脉处造成过分割(图 2 中的 D). 为了减少叶片纹理对分割的影响,对图像进行形态学变换处理. 通过对去除非绿背景的图像进行腐蚀重建操作,得到基于开的重建图像. 在此基础上,做基于闭的重建操作,得到基于开闭的重建图像. 经过形态学变换后(图 2 中的 E),得到的叶片图像叶片纹理及脉络明显减弱. 因此,在对形态学变换后的叶片图像进行分水岭分割过程中,能有效避免因纹理及脉络引起的过分割现象(图 2 中的 G).

2) 用 Sobel 算子计算基于开闭的重建图像的梯度幅值^[13],将重建后图像向量与 Sobel 横向和纵向卷积因子做平面卷积,得到水平方向和垂直方向的偏导数 dx 和 dy ,利用 dx 和 dy 重新计算像素点的灰度值,即

$$G = \sqrt{dx^2 + dy^2}. \tag{2}$$

梯度幅值图像及对应分割结果,如图 3 所示. G 为图像的梯度幅值图像(图 3 中的 A,B),由于形态

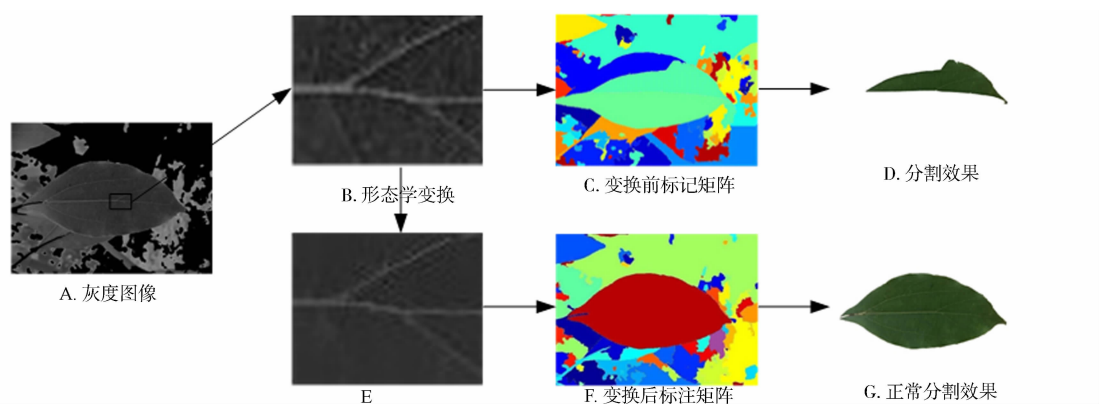


图 2 基于开闭的重建图像

Fig. 2 Rebuilding Image based on opening and closing

学操作不能完全消除叶片纹理,因此,其梯度幅值图像依然包含大量局部最小值,直接使用分水岭算法对梯度幅值图像进行分割会出现过分割现象,因而需要使用前景和背景标记修改梯度幅值图像,以获得更好的分割效果.

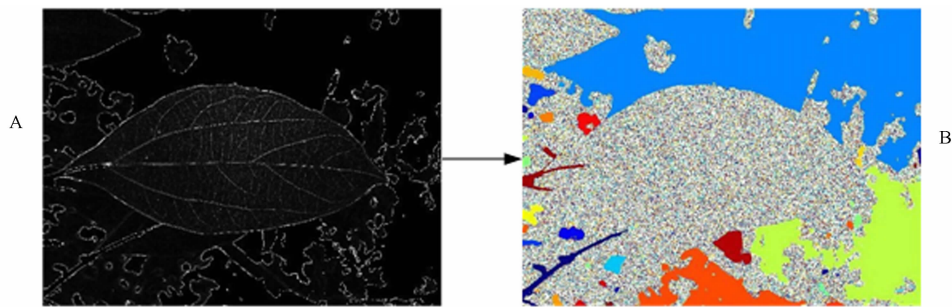


图 3 梯度幅值图像及对应分割结果

Fig. 3 Segmentation of gradient amplitude image

3) 对基于开闭的重建图像计算局部极大值,得到前景标记. 通过闭操作和腐蚀操作消除标记斑点的边缘,然后,消除此过程中产生的小面积对象已得到最后的前景标记,如图 4 所示. 对基于开闭的重建图像通过阈值分割进行二值化处理,计算二值图像的欧氏距离,并对其进行分水岭变换,得到分水岭变换脊线图,即背景标记,如图 5 所示.

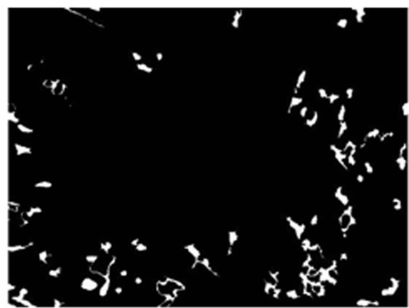


图 4 前景标记

Fig. 4 Foreground marker



图 5 背景标记

Fig. 5 Background marker

4) 修改梯度幅值函数. 利用强制最小值技术,使用前景标记和背景标记矩阵对梯度幅值图像进行修改,减少叶片区域的局部极小值. 强制最小值技术原理,如图 6 所示. 修改后梯度幅值图像及分割效果,如图 7 所示. 由图 7 可知:修改后的梯度幅值图像中部分局部最小值被强制消除,解决了分水岭分割时过分割问题(图 7 中的 A).

由图 7 还可知:使用前景及背景标记对梯度幅值图像进行强制最小值技术修改后,叶片中局部最小值被强制消除,减少分水岭时的过分割现象. 在此前提下,对修改后梯度幅值图像进行分水岭分割,成功提取出多种复杂背景下植物单个叶片. 对提取出的单个叶片进行预处理后,便可对植物叶片提取特征进

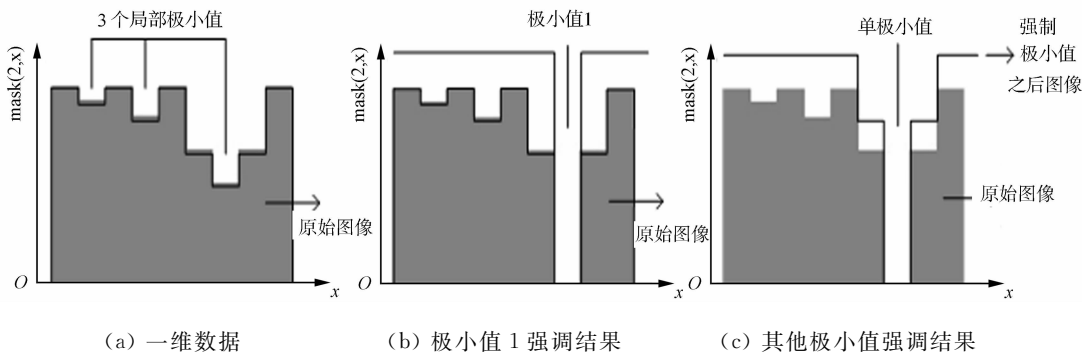


图 6 强制最小值技术

Fig. 6 Principle of mandatory minimum technique

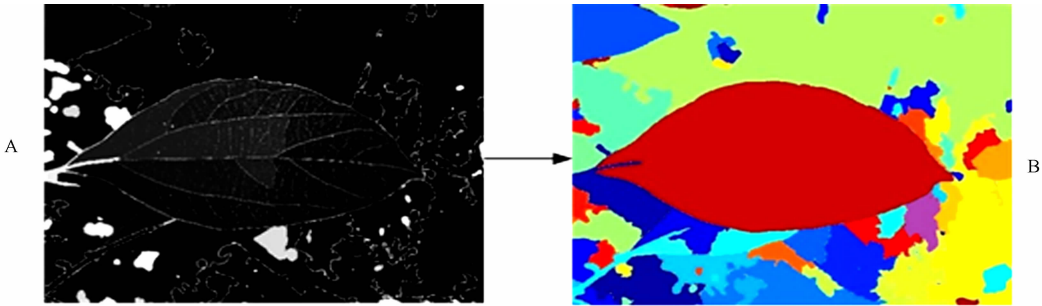


图 7 修改后梯度幅值图像及分割效果

Fig. 7 Segmentation of modified gradient amplitude image

行识别。

5) 对修改后的梯度幅值图像进行分水岭变换得到变换矩阵 L (图 7 中 B)。提取 L 中距离中心点附近的分割块作为目标叶片所在位置, 保留原图中该像素值对应所有位置像素, 分割出单个叶片图像, 如图 8 所示。

2 叶片特征提取及识别

形状特征与纹理特征融合能够有效提高植物识别率^[14], 对叶片图像提取分块, 局部二值模式 (LBP) 特征作为纹理特征, 由于特征维度过高, 引入局部线性嵌入 (LLE) 算法^[15]将特征维度降到 50 维。提取 Hu 氏不变矩作为形状特征, 将降维后的 50 维分块 LBP 纹理特征与 7 维 Hu 矩形状特征进行串联融合, 共同组成描述叶片纹理和形状的 57 维综合特征。分别提取两种植物叶片的 6 个样本, 将两种样本经 LLE 降维后, 对比 LBP 特征在二维空间。两种叶片降维前后特征对比效果, 如图 9 所示。

图 9 中: 实线为第一类样本, 加三角标记的虚线为第二类样本。两种叶片原始 LBP 特征重叠严重在不易分别 (图 9(a)), 因此, 导致对原始 LBP 特征分类识别时识别率低。叶片的 LBP 特征作为数据样本点, 通过对近邻点重构每个样本点的线性系数表示这些区域的局部几何形状。重构误差函数为

$$\epsilon(W) = \sum_i \left\| x_i - \sum_{j=1}^k W_{i,j} x_j \right\|^2. \tag{3}$$

式(3)中: 权重 $W_{i,j}$ 为第 j 个样本点对第 i 个在重构的贡献值。权值矩阵 W 由 $W_{i,j}$ 构成, 最优权重函数受到两个约束条件。当 x_j 不属于 x_i 邻域时, 有

$$W_{i,j} = 0, \quad \sum_{j=1}^k W_{i,j} = 1.$$

计算样本点 x_i 在低维空间的映射 y_i 时, 权重误差函数 $\epsilon_i(W)$ 最小, 其中

$$\epsilon_i(W) = \sum_{i=1}^n \left\| y_i - \sum W_{i,j} y_j \right\|^2 = \sum_{i,j} W_{i,j} y_j^T y_i. \tag{4}$$



图 8 叶片提取结果

Fig. 8 Result of leaf extraction

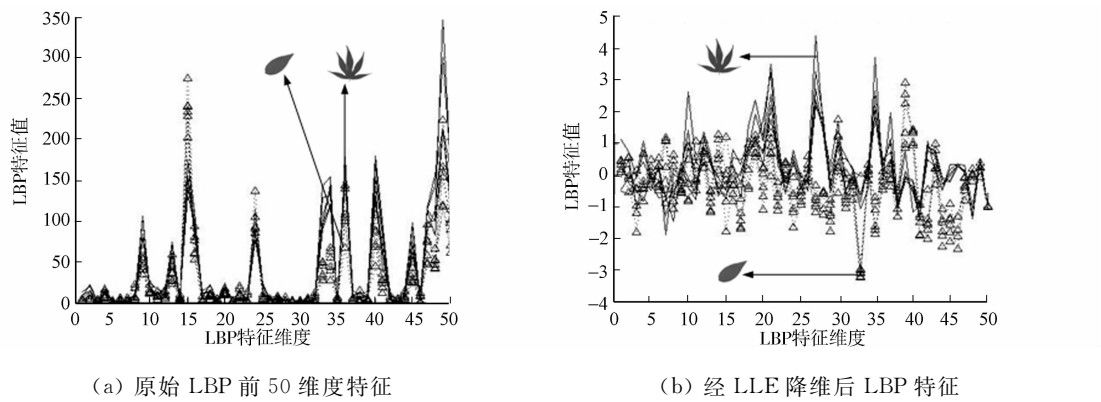


图 9 两种叶片降维前后特征对比效果

Fig. 9 Compare effect of two plants features

式(4)中： $M = (I - W)^T(I - W)$ 。

将 M 的特征值从小到大排列,取第 $2 \sim (d+1)$ 个特征值,其对应的特征向量即为 LLE 降维后的输出结果。两种叶片经 LLE 降维后的 LBP 特征在相同维度上特征取值范围有明显区别(图 9(b)),同类叶片特征变化相似,因此,便于对经 LLE 降维后的 LBP 特征进行分类识别。

3 实验及结果分析

实验叶片样本均来自武汉植物园,选取 50 种植物叶片进行分割与识别,实验流程如图 10 所示。每种植物包含 11 张单一背景图片和 1 张复杂背景下图片,共 600 张样本图片。单一背景叶片作为训练样本,每种叶片包括 3 种不同角度以验证特征的旋转不变性,如图 11 所示。复杂背景叶片作为测试样本,分割算法对测试样本叶片图像进行分割,部分植物分割效果,如图 12 所示。

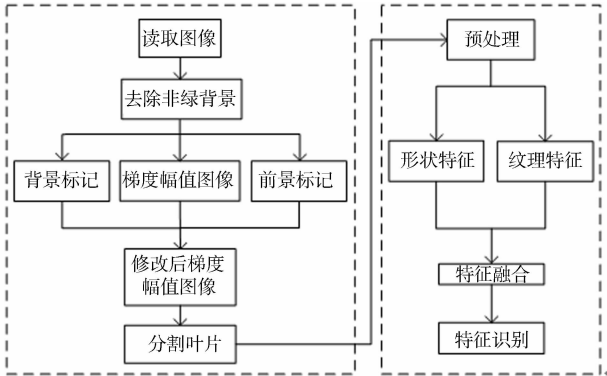


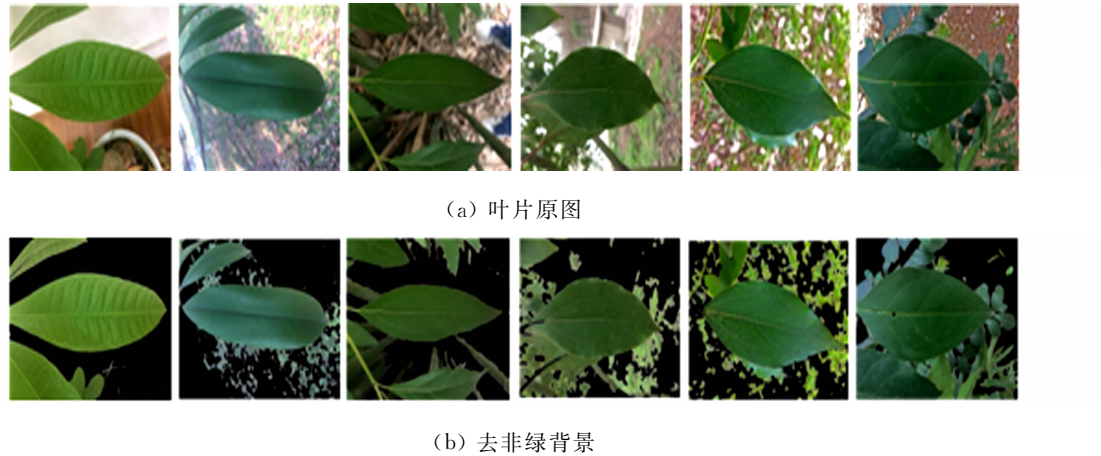
图 10 叶片分割及识别流程图

Fig. 10 Flow chart of leaf segmentation and recognition



图 11 训练样本叶片图像

Fig. 11 Training sample blade image



(a) 叶片原图

(b) 去非绿背景

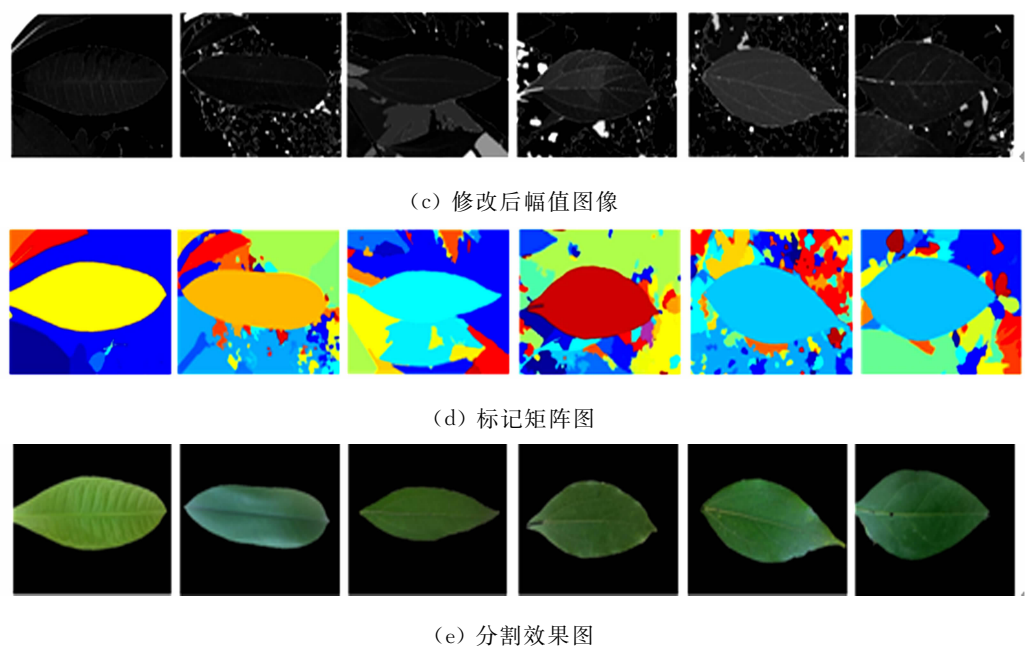


图 12 植物叶片分割效果

Fig. 12 Segmentation results of plants

由图 12 可知:提出的叶片分割算法能够将多种植物的单个叶片从复杂背景中分割出来,从而对其进行特征提取. 计算 LBP 算子时,将图像分成 5×5 块子图像,中心像素点周围有 8 个像素点,对每一块子图像分别提取 2^8 维 LBP 算子,组成 $5\times 5\times 2^8$ 维的特征向量. 使用 LLE 降维时经过多次测试,当参数设置为 $k=40, d=50$ 时,降维得到的特征能够不影响识别速度的同时提高识别率. 其次,实验采用支持向量机(SVM)分类器对训练样本学习并建立模型,使用网格参数寻优方法对 SVM 中的惩罚因子 C 与核函数 γ 进行优化,得到结果为 $C=8, \gamma=0.0156$,在该模型的基础上对测试样本进行识别. 最后,对于同一个植物叶片库测试不同算法的识别率和识别时间. 不同算法的实验结果比较,如表 1 所示. 样本类数不同时算法的识别率,如图 13 所示.

表 1 不同算法的实验结果比较

Tab. 1 Comparison of the experimental results with different algorithms

算法	特征提取 时间/s	训练时间/ s	识别时间/ s
Hu 矩	0.125 3	0.250	0.046 8
LBP	0.021 6	4.228	0.249 6
LBP+LLE	0.027 7	0.312	0.031 2
Hu+LBP+LLE	0.183 2	0.359	0.031 2

由表 1 和图 13 可知:通过对分割后的叶片提取纹理与形状特征,能够成功识别出植物种类;使用 LLE 算法对高维的 LBP 纹理特征降维后进行植物识别,能够有效地提高识别速度与识别率,识别率达到 88%. 随着植物种类增加,该方法具有更高的稳定性. 当形状特征与降维后的纹理特征结合时,可以进一步提高识别率. 由于 Hu 矩的特征维数较低,所以对数据的计算速度影响不大.

4 结束语

为了实现从复杂背景下分割出单个叶片,在标记分水岭算法基础上引入形态学操作,对叶片图像进行基于开闭的重建操作,以避免因叶片纹理与脉络的影响产生过分割现象. 最后,从复杂背景下提取出单个植物叶片. 为了提高植物识别的识别率,对分割后的叶片提取纹理特征与形状特征,使用 SVM 建

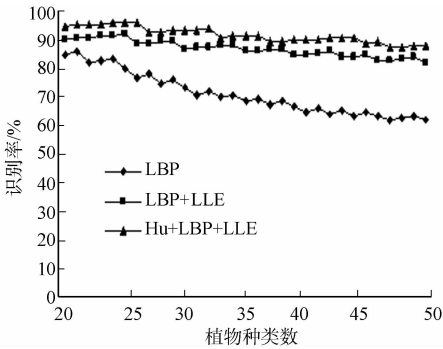


图 13 样本类数不同时算法的识别率

Fig. 13 Recognition rate of algorithms with different samples

立分类器进行叶片识别。实验结果表明:所提出的植物叶片分割方法能够有效地从复杂背景中提取出单个叶片。如何消除光照等环境因素对分割算法的影响,将是下一步研究的重点。

参考文献:

- [1] COPE J S,CORNEY D,CLARK J Y,*et al.* Plant species identification using digital morphometrics: A review[J]. Expert Systems with Applications,2012,39(8):7562-7573. DOI:10.1016/j.eswa.2012.01.073.
- [2] 王丽君,准永建,彭月橙. 基于叶片图像多特征融合的观叶植物种类识别[J]. 北京林业大学学报,2015,37(1):55-61. DOI:10.13332/j.cnki.jbfu.2015.01.006.
- [3] 丁娇,梁栋,阎庆. 基于 D-LLE 算法的多特征植物叶片图像识别方法[J]. 计算机工程与应用,2015,51(9):158-163. DOI:10.3778/j.issn.1002-8331.1305-0376.
- [4] 刘念,阚江明. 基于多特征融合和深度信念网络的植物叶片识别[J]. 北京林业大学学报,2016,38(3):110-119. DOI:10.13332/j.1000-1522.20150267.
- [5] 满庆奎. 复杂背景下植物叶片图像分割算法及其应用研究[D]. 曲阜:曲阜师范大学,2009.
- [6] CAMARGO N J,MEYER G E,JONES D D. Individual leaf extractions from young canopy images using Gustafson-Kessel clustering and a genetic algorithm[J]. Computers and Electronics in Agriculture,2006,51(1/2):66-85. DOI:10.1016/j.compag.2005.11.002.
- [7] WANG Xiaofeng,HUANG Deshuang,DU Jixiang,*et al.* Classification of plant leaf images with complicated background[J]. Applied Mathematics and Computation,2008,205(2):916-926. DOI:10.1016/j.amc.2008.05.108.
- [8] 汤晓东,刘满华,赵辉,等. 复杂背景下的大豆叶片识别[J]. 电子测量与仪器学报,2010,24(4):385-390. DOI:10.3724/SP.J.1187.2010.00385.
- [9] 陈远,陈锻生. 一种融合 LBP 纹理特征的多姿态人脸跟踪方法[J]. 华侨大学学报(自然版科学版),2010,31(3):282-287. DOI:1000-5013(2010)03-0282-06.
- [10] 华斌,夏利娜. 基于中值滤波和 Hu 矩向量的手语识别[J]. 计算机工程与设计,2011,32(2):615-618. DOI:10.16208/j.issn1000-7024.2011.02.044.
- [11] 刘晶,郭雷,聂晶鑫. 基于 SVM 的一种新的分类器设计方法[J]. 计算机应用研究,2006,23(7):181-182. DOI:1001-3695(2006)07-0181-02.
- [12] VOL N. Color indices for weed identification under various soil, residue, and lighting conditions[J]. Transactions of the Asae,1995,38(1):259-269. DOI:10.13031/2013.27838.
- [13] 唐永鹤,胡谋法,卢焕章. 抗噪型 Sobel 边缘检测算法及其硬件加速设计[J]. 计算机工程,2011,37(24):204-206. DOI:10.3969/j.issn.1000-3428.2011.24.068.
- [14] CHAKI J,PAREKH R,BHATTACHARYA S. Plant leaf recognition using texture and shape features with neural classifiers[J]. Pattern Recognition Letters,2015,58(C):61-68. DOI:10.1016/j.patrec.2015.02.010.
- [15] ROWEIS S T,SAUL L K. Nonlinear dimensionality reduction by locally linear embedding[J]. Science,2000,290(5500):2323-2326. DOI:10.1126/science.290.5500.2323.

(责任编辑: 陈志贤 英文审校: 吴逢铁)