

基于判别局部保持投影的苹果叶部病害识别方法

邵 彧, 张善文, 李 萍

(郑州西亚斯学院, 郑州 451150)

摘要:通过维数约简实现特征提取是图像识别的一个重要步骤。由于同一种作物病害叶片和病斑图像的高度复杂性, 在各种不同拍摄角度、位置和光照等条件下得到的图像之间差异较大, 使得很多经典的维数约简和特征提取算法不能有效地用于作物叶部病害识别。本文在判别局部保持投影(Discriminant Locality Preserving Projections, DLPP)的基础上, 提出一种基于DLPP的苹果叶部病害识别方法。首先利用GrabCut算法对采集的病害叶部图像进行背景分割, 然后利用分水岭算法对去背景图像进行分割, 得到病斑图像; 再利用DLPP将病斑图像投影到低维判别空间, 得到分类特征; 最后利用K-最近邻分类器进行病害类别识别。在实际苹果病害叶片图像数据库上的实验结果表明, 该方法是有效可行的。

关键词:苹果病害叶片图像; 病害识别; 判别局部保持投影(DLPP); 维数约简

中图分类号: S661.1

文献标识码: A

文章编号: 2096-5877(2021)04-0113-06

Apple Leaf Disease Recognition Based on Discriminant Local Preserving Projection

SHAO Yu, ZHANG Shanwen, LI Ping

(SIAS University, Zhengzhou 451150, China)

Abstract: Feature extraction via dimension reduction is an important step in image recognition. Due to the high complexity of the crop disease leaves and the corresponding lesion images, caused by various observed angle, locality and illumination in the real filed scene, many classical dimensional reduction and feature extraction algorithms are not effective to recognize the crop diseases. In this paper, based on discriminant locality preserving projections (DLPP), a crop leaf recognition method is proposed for crop diseased leaf identification. Firstly, GrabCut algorithm is used to segment the background of the collected leaf image, and then the watershed algorithm is employed to segment the image to obtain the lesion image. Next, DLPP is introduced to project the segmented lesion image into the low-dimensional discriminant space to get the classification features. Finally, K-nearest neighbor classifier is adopted to recognize the disease category. The experimental results on the image dataset of apple leaf diseases show that the method is effective and feasible.

Key words: Apple leaf disease image; Disease recognition; Discriminant locality preserving projections (DLPP); Dimensionality reduction

苹果是日常生活中最常见的水果之一, 也是一种比较容易受到病害感染的水果。苹果病害严重影响苹果的产量和质量^[1-3]。及早识别病害类型是病害防治的关键。只有及时识别苹果病害, 才能有效地防治病害, 减轻病害的影响, 进而可以减少农药使用量。中国是一个苹果种植和消费大国, 苹果病害识别研究就显得尤为重要。由于大部分苹果病害导致苹果叶部出现病斑, 不同类

型的病害引起苹果叶片的颜色、形状和纹理发生较大变化, 如图1所示。



图1 在不同条件下的二维苹果
正常叶片和病害叶片图像

收稿日期: 2019-10-02

基金项目: 河南省科技厅科技攻关项目(202102210157)

作者简介: 邵 彧(1977-), 女, 副教授, 硕士, 主要从事图像处理、计算机应用研究。

病害叶片是苹果病害识别的主要依据, 基于病害叶片图像的苹果病害识别方法研究一直是图

像处理、计算机视觉和模式识别等领域的一个研究方向,很多基于叶片图像的作物病害识别方法能够应用于苹果病害识别中^[4-7]。其中,特征提取是这些方法的一个关键步骤,而且提取的特征直接影响病害识别算法的识别准确度。但由于苹果病害叶片图像具有复杂、多样、无规律的特点,而且病斑的颜色、形状和纹理随着时间在不断发生变化,需要提取上百种各种各样的分类特征,才能提高作物病害识别方法的识别率和鲁棒性^[8-9]。尽管利用已有的作物病害识别方法,能够从一幅病害叶片图像中提取出很多种不同的分类特征。但很难确定哪些特征对病害识别的贡献最大^[10-12]。一些特征对一种作物病害识别方法的贡献最佳,但对其他作物病害识别方法不一定是最佳的。所以,现有的很多作物病害识别方法还不能满足实际苹果病害自动识别方法和系统的需要^[13]。

流形学习^[14-16]旨在发现高维数据的内在低维流形分布规律,是从采样图像数据中学习出低维流形的内在几何结构,所以流形学习比传统的维数约简方法更能体现图像数据的本质,有利于理解和识别图像。局部保持投影(Locality Preserving Projections, LPP)是一种经典的非监督维数约简流形学习方法^[16],通过保留局部信息,在降维过程中能较好地学习流形几何信息。判别局部保持投影(Discriminant Locality Preserving Projections, DLPP)是一种广泛使用的监督流形学习算法^[17],其优势在于:(1)DLPP通过最小化类内距离和最大化类间距离,得到最佳区分不同图像类别的子空间映射矩阵,由此进行图像维数约简;(2)在不丢失图像分类信息的情况下尽可能地减少噪声。针对苹果叶部病害图像多类别、高维复杂、异构特性,提出一种基于DLPP的苹果叶部病害识别方法,实现基于实际苹果病害叶片的病虫害识别。

1 材料与方 法

本研究的数据对象是在陕西杨凌苹果园区采集的苹果病害叶片图像。所有图像由佳能70D套机(18-135 mmSTM)数码相机在自然光源条件下采集,以BMP格式存储,有效像素为2 020万;图像处理在PC机进行(方正文祥E620 Intel Core T Mi3-2130CPU@3.4GHz、4.00GB的内存、Intel HD Graphics Family显卡),图像分辨率为2 592×1 728。为方便试验,每幅图像大小裁剪为128×128。

由于利用智能手机或物联网拍摄的苹果彩色

叶片图像的病斑与正常叶片图像之间存在对比度不明显、边缘模糊等现象以及有噪声和光照等影响,因此,需要对数字化叶片图像进行滤波、降噪、增强等预处理^[4-7],更重要的是对图像进行分割,获得能识别的苹果病虫害叶片图像。图2为三种苹果病害叶片图像示例。

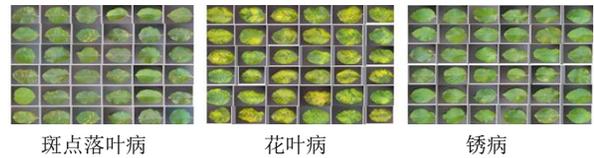


图2 三种苹果病害叶片图像

1.1 病害叶片图像分割

GrabCut算法能够对彩色图像的背景进行分割,它是一个迭代执行的算法,其迭代目的是使得期望最大(Expectation Maximization, EM)。基本思路是:它采用RGB颜色空间,分别用5个高斯混合模型(Gaussian Mixed Model, GMM)建立彩色图像数据模型。在实际应用中,GrabCut是一种交互式的背景分割算法^[18-19]。该算法有一个参数为迭代次数。若该参数设定太小,分割效果较差;若设定太大,则运行时间较长。分水岭法是一种基于拓扑理论的数学形态学的分割方法,该算法对微弱的边缘有着良好的响应,比较适合作物病害叶片图像分割^[20]。在图像分割的过程中,该算法能够把与邻近像素间的相似性作为重要的参考依据,从而将在空间位置上相近并且灰度值相近(求梯度)的像素点互相连接起来构成一个封闭的轮廓。将GrabCut与分水岭法分割算法相结合进行病害叶片图像分割。图3为两幅苹果病害叶片图像的分割过程图,其中一幅有复杂背景,一幅有简单背景。

由于实际病害叶片图像在采集和传输过程中会含有噪声,在图像分割之前,利用MATLAB提供的medfilt2函数实现中值滤波,平滑窗口大小取为3×3,由函数imread()得到每幅图像的RGB三个分量,再进行中值滤波,如图3B所示。然后利用函数cat()将每幅图像的三个分量整合为一个彩色图像,利用函数imfilter(rgb_G, Matrix2, 'robert')直接对彩色图像锐化,使模糊的图像变得更加清晰,如图3C所示。

1.1.1 基于GrabCut算法的背景分割

GrabCut算法首先需要用户提供一个矩形区域,该区域内包含前景,区域外为背景,如图3D所示。红色矩形内一部分可能是前景、一部分可能是背景,而红色矩形框外的全部认为都是背景。

然后利用 GrabCut 算法进行循环。

(1)选择一个矩形区域,如图 3D 所示。矩形区域外的像素点作为背景像素点,矩形区域内的像素点作为前景像素点。(2)用高斯混合模型对背景和前景建模,并将未定义的像素标记为可能的前景或者背景。图像中的每一个像素看作通过虚拟边与周围像素相连接,而每条边都有一个属于前景或背景的概率,表示它与周边像素颜色上的相似性。(3)GrabCut 的迭代过程:(a)利用两组像

素训练背景 GMM 和前景 GMM;(b)利用训练好的两个 GMM 来计算每一个像素属于背景和属于前景的概率,然后计算能量函数;(c)通过最优化能量函数得到图像的一个分割;(d)用步骤(c)中分割结果中的前景像素点和背景像素点训练前景 GMM 和背景 GMM;(e)重复步骤(a)~步骤(d),直到分割结果收敛,图 3E 为 10 次迭代的分割结果,可以看出背景基本上分割出去。

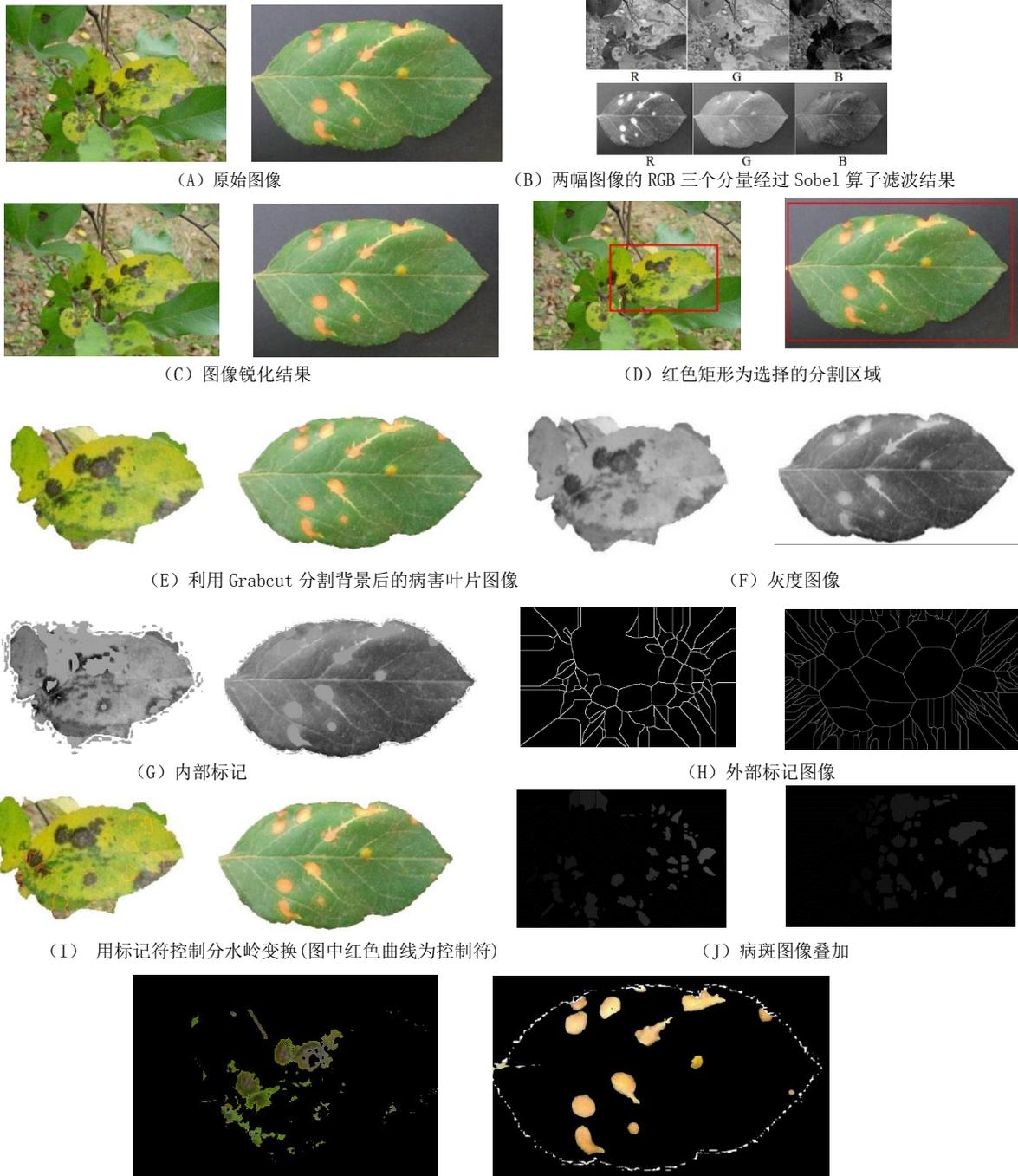


图 3 苹果病害叶片图像分割过程

1.1.2 基于分水岭算法的病斑分割

分水岭算法常用的操作步骤:彩色图像灰度化,然后再求梯度图,最后在梯度图的基础上进行分水岭算法,求得分段图像的边缘线。基于分水岭的病害叶片图像分割的具体过程^[20]:(1)对彩色图像进行灰度化,如图3F所示。(2)标记内部对象。有多种方法可以应用来获得内部标记,这些标记必须是前景对象内部的连接斑点像素。本文将使用开运算和闭运算来清理图像。这些操作将会在每个对象内部创建单位极大值,使用MATLAB函数imregionalmin函数获取局部极小值区域,再使用imextendedmin函数得到内部标记,如图3G所示。(3)计算背景标记。计算“骨架影响范围”细化背景或前景。可以通过计算基于距离变换的分水岭变换来实现,寻找结果的分水岭脊线,计算二值图像BW的欧几里得矩阵。二值图像的分水岭脊线作为外部标记,如图3H所示。(4)计算分割函数的分水岭变换。使用MATLAB函数imimposemin可以用来修改图像,使其只是在特定的要求位置有局部极小。这里可以使用imimposemin来修改梯度幅值图像,使其只在前景和背景标记像素有局部极小。图3I为用标记符控制分水岭变换。(5)将标记后的前景叠加到原始图像,对叠加后的图像进行阈值分割,如图3J所示。(6)病斑分割结果是叠加前景标记、背景标记、分割对象边界,得到病斑图像,如图3K所示。

1.2 判别局部保护投影算法(DLPP)

设 $x_i(i=1,2,\dots,n)$ 为高维空间中的 n 个训练样本, $x_i \in R^D$ 为一个列向量, C 为样本的类别数, n_c 为第 c 类中的样本数目,则DLPP试图找到一个线性映射矩阵 A ,其目标函数定义如下:

$$\arg \min_A \frac{\sum_{c=1}^C \sum_{i,j=1}^{n_c} (y_i^c - y_j^c)^2 W_{ij}^c}{\sum_{i,j=1}^C (m_i - m_j)^2 B_{ij}} \dots\dots\dots (1)$$

式中, y_i^c 为第 c 类中第 i 个样本 X_i^c 的低维映射特征, $y_i^c = A^T x_i^c$, m_i, m_j 分别为第 i 类和第 j 类样本投影后低维特征的均值,分别表示为 $m_i = \frac{1}{n_i} \sum_{l=1}^{n_i} y_l^i, m_j = \frac{1}{n_j} \sum_{l=1}^{n_j} y_l^j$, n_i, n_j 分别为第 i 类和第 j 类中的样本数, W_{ij}^c, B_{ij} 为类内和类间权值矩阵,分别表示为:

$$W_{ij}^c = \exp\left(-\frac{\|x_i^c - x_j^c\|^2}{\beta}\right) \dots\dots\dots (2)$$

$$B_{ij} = \exp\left(-\frac{\|f_i - f_j\|^2}{\beta}\right) \dots\dots\dots (3)$$

式中, β 为一个调节参数。 f_i, f_j 为第 i 类和第 j 类样本的均值,分别表示为 $f_i = \frac{1}{n_i} \sum_{k=1}^{n_i} x_k^i, f_j =$

$$\frac{1}{n_j} \sum_{k=1}^{n_j} x_k^j$$

式(1)中的分子经过简单推导可得:

$$\begin{aligned} & \frac{1}{2} \sum_{c=1}^C \sum_{i,j=1}^{n_c} (y_i^c - y_j^c)^2 W_{ij}^c \\ &= \frac{1}{2} \sum_{c=1}^C \sum_{i,j=1}^{n_c} (A^T x_i^c - A^T x_j^c)^2 W_{ij}^c \\ &= \sum_{c=1}^C \left(\sum_{i,j=1}^{n_c} A^T x_i^c D_{ii}^c (x_i^c)^T A - \sum_{i,j=1}^{n_c} A^T x_i^c W_{ij}^c (x_j^c)^T A \right) \dots (4) \\ &= A^T X(D - W)X^T A \\ &= A^T XLX^T A \end{aligned}$$

式中, $X=[X_1, X_2, \dots, X_c], X_c=[x_1^c, x_2^c, \dots, x_{n_c}^c], L$ 为一个Laplacian矩阵, $L=D-W$,其中 W_c 表示第 c 类中任意两个样本的加权矩阵, D 为一个对角矩阵,它的对角元素为矩阵 W 的列所有元素的和,即:

$$D_{ii}^c = \sum_j W_{ij}^c, D = \begin{bmatrix} D_1 & & \\ & \ddots & \\ & & D_C \end{bmatrix}, W = \begin{bmatrix} W_1 & & \\ & \ddots & \\ & & W_C \end{bmatrix}$$

式(3)的分母经过简单的推导可得:

$$\begin{aligned} & \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^C (m_i - m_j)^2 B_{ij} \\ &= \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^C \left(\frac{1}{n_i} \sum_{l=1}^{n_i} y_l^i - \frac{1}{n_j} \sum_{l=1}^{n_j} y_l^j \right)^2 B_{ij} \\ &= \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^C \left[A^T \left(\frac{1}{n_i} \sum_{l=1}^{n_i} x_l^i \right) - A^T \left(\frac{1}{n_j} \sum_{l=1}^{n_j} x_l^j \right) \right]^2 B_{ij} \dots\dots\dots (5) \\ &= \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^C (A^T f_i - A^T f_j)^2 B_{ij} \\ &= \sum_{i=1}^C A^T f_i E_{ii} f_i^T A - \sum_{i,j=1}^C A^T f_i B_{ij} f_j^T A \\ &= A^T F(E - B)F^T A \\ &= A^T FHF^T A \end{aligned}$$

式中, $F=[f_1, f_2, \dots, f_c], H=E-B$ 为Laplacian矩阵,其中 B 为任意两类均值的权值矩阵,其元素为 B_{ij} , E 是一个三角矩阵,它的对角元素为 B 列的所有元素之和, $E_{ii} = \sum_{j=1}^c B_{ij}$ 。

将式(4)和式(5)代入式(1)得目标函数为:

$$\arg \min_A \frac{A^T XLX^T A}{A^T FHF^T A} \dots\dots\dots (6)$$

由式(4)和式(5)可以看出,矩阵 XLX^T 和 FHF^T 是对称的或半正定的,则最佳投影变换 A 表示为:

$$A_{opt} = \arg \min \frac{A^T XLX^T A}{A^T FHF^T A} \dots\dots\dots (7)$$

设向量 $A_i(i=0, 1, \dots, d-1)$ 为式(7)对应特征值的解,则投影变换为:

$$X_i \rightarrow Y_i = A^T X_i \dots\dots\dots (8)$$

式中, $A=(A_0, A_1, \dots, A_{d-1})$, Y_i 是 $d-1$ 维向量, A 是 $D \times d$ 矩阵。

1.3 苹果叶部病害识别方法

基于 DLPP, 可以把不同病害叶片图像不同条件下的各个图像看成为空间中的一个样本点, 把这些样本点分布在低维非线性流形上, 由此可以进行不同病害叶片图像聚类、识别。基于 DLPP 的苹果叶部病害识别方法的步骤:

(1) 图像向量化

(a) 利用 MATLAB 的 `imread` 函数将拍摄的图像转换为数字图像, 该数字图像为一个三维矩阵, 其中第三维维数为 3, 表示 R、G 和 B 三个颜色通道; (b) 利用 MATLAB 函数 `imcrop(Grp,[x1,y1,x2,y2])` 将数字图像剪切为大小为 32×32 ; (c) 按照三个颜色通道得到三个二维矩阵, 分别代表彩色图像的三个分量 R、G 和 B 图像; (d) 利用 MATLAB 函数 `reshape()` 分别将 R、G 和 B 图像转换为 1 024 维列向量, 即为 R、G 和 B 图像的向量化。

(2) 维数约简

(a) 由向量化病斑图像构建病斑图像数据库; (b) 将病斑图像数据集划分为训练集和测试集; (c) 分别在训练集所有图像的 R、G 和 B 分量上运行 DLPP, 得到三个投影变换矩阵 A_R 、 A_G 和 A_B , 分别对应 R、G 和 B 分量; (d) 由投影矩阵 A_R 、 A_G 和 A_B 分别对训练集和测试集中每幅图像的三个分量 R、G 和 B 进行维数约简, 得到三个低维判别特征向量; (e) 将三个低维判别特征向量叠加为一个特征向量, 输入分类器, 进行病害类型识别。最后, 在训练集上对应的低维数据训练分类器, 在测试集上测试所提出识别方法的有效性。

2 实验结果

为了验证基于 DLPP 的苹果叶部病害识别方法的有效性, 在采集到的斑点落叶病、花叶病和锈病 3 种常见的苹果病害叶片图像数据库上进行病害识别实证分析, 与其他 4 种常用叶部病害识别方法, 包括基于支持向量机(SVM)^[12]、基于病斑形状和神经网络(SSNN)^[13]和灰度关联分析(GRA)^[21]的叶片病害识别方法。每种苹果病害叶片 100 幅, 共 300 幅。图 2 为三种苹果病害叶片图像实例。利用 GrabCut 算法和分水岭方法对病害叶片图像进行分割, 得到病斑图像, 如图 4 所示。

在利用 DLPP 进行病害类型识别实验之前, 首先对分割后的图像进行裁剪处理, 即以图像中心

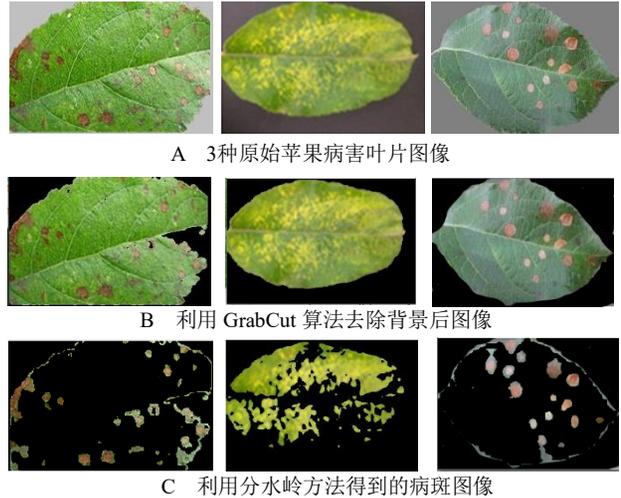


图 4 三种苹果病害叶片及其分割的病斑图像
(左为斑点落叶病、中为花叶病、右为锈病)

为原点, 裁剪出尺寸为 32×32 的苹果病虫害图像, 然后将 32×32 的图像矩阵数据转化为 1 024 维的向量, 构建向量化病斑图像数据库。本实验采用 10-折交叉验证法进行实验, 即将数据集分成 10 份, 轮流将其中 9 份作为训练数据, 剩余 1 份作为测试数据进行试验。10 次结果的正确率(或差错率)的平均值作为对算法精度的估计。进行 50 次 10-折交叉验证, 再求其均值作为对算法准确性的估计。分类实验中需要确定 2 个参数: 调节参数 β 、约简维数 d 。当调节参数足够大时, 其值大小对识别算法的影响不大^[22]。利用“全局-局部”策略选择合适的参数值, 具体就是在 $100 < \beta < 500$ 和 $50 < d < 350$ 范围内任意设定两个参数的值, 变化另一个参数值, 重复进行实验, 取这个参数的最佳值为识别率最高时对应的值。再依次确定另一个参数值。由于最近邻分类器简单, 选择该分类器对有 DLPP 约简后得到的特征向量进行分类, 得到病害叶片的类别。

当约简维数 $d=200$ 时, 调节参数 β , 得到苹果病害的识别率如图 5 所示。由图 5 可以看出, 当 β 足够大时, β 对病害识别率影响不敏感, 所以取 $\beta=300$ 。

当 $\beta=300$ 时, 观察约简维数 d 与识别率之间的变化情况, 如图 6 所示。由图 6 可以看出, 当 $d=150$ 时, 识别率达到最大; 当 d 大于 150, 识别率基本保持不变; 但当 d 更大时, 识别率有下降趋势, 原因是当维数较大时, 噪声影响较大。

通过以上分析, 在下列实验中参数设置为 $\beta=300$ 和 $d=160$ 。

为了说明基于 DLPP 算法的苹果病害识别方法的有效性, 将它与基于 SVM^[12]、SSNN^[13]和 GRA^[21]

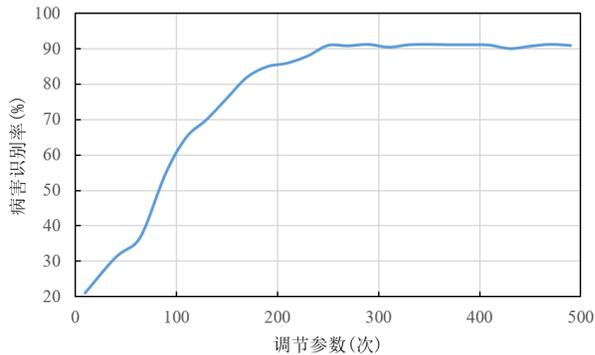


图5 调节参数变化时的识别率曲线

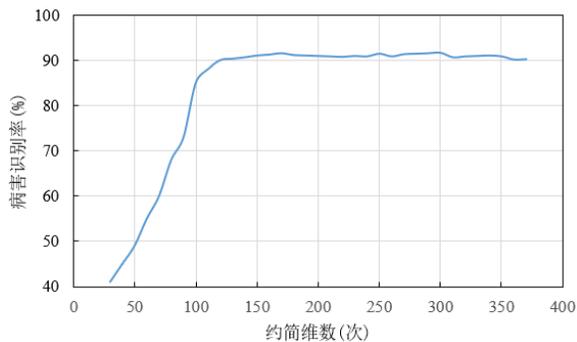


图6 约简维数变化时的识别率曲线

的苹果病害识别方法进行比较。四种方法的识别结果见表1。

表1 基于四种方法的苹果病害识别的平均值和方差

方法	SVM	SSNN	GRA	DLPP
识别结果	86.92	87.12	85.64	91.84
	± 7.63	± 8.45	± 5.31	± 4.22

由表1可以看出,基于DLPP的苹果病害的识别率最高。SVM、SSNN和GRA方法与DLPP的主要区别是,前三者都是提取病斑图像的颜色、形状和纹理特征,其中SVM提取了6个特征(颜色特征的均值和方差、形状特征的紧凑度和伸长度、纹理特征的惯性矩和熵),SSNN选择病斑图像的10个形状特征,GRA基于灰度共生矩阵提取8个纹理特征参数作为病斑的有效识别特征。由于苹果病害叶片图像以及分割得到的病斑图像的复杂多样性,很难从病斑图像中提取到少量最佳分类特征。而本文基于DLPP方法不是直接提取病斑图像的特征,而是对整体病斑图像进行维数约简,同时考虑病斑图像的三个颜色空间像素之间的相关关系,能够利用一定数量的训练图像构造类间矩阵和类内散射矩阵,求得一个投影矩阵,使得图像样本投影到低维子空间后,类内样本之间距离更小,而类与类之间距离更大。因此,利用DLPP对病害叶片图像进行识别是可行的。

3 结 论

基于叶片图像的作物病害检测和识别一直是研究的重要课题。但由于在不同时期、不同位置、方位和光照等条件下的病害叶片图像之间的差异很大,使得很多维数约简和特征提取方法不能有效地应用于病害叶片图像分类识别中。流形学习是一类维数约简和特征提取方法,已经被广泛应用于图像识别中。本文提出一种基于DLPP的苹果病害识别方法。由三种苹果常见病害的叶片图像数据库上的实验结果,表明该方法的有效可行性。在很多流形学习算法中,一般都是根据实验结果选择约简维数,该选择方法具有一定的不确定性。如何快速有效地确定流形学习算法的约简维数将是今后一个重点研究内容。

参考文献:

- [1] 袁云香. 苹果树腐烂病的药物防治综述[J]. 东北农业科学, 2012(5): 48-51.
- [2] 温素卿. 苹果枝干轮纹病的发生与防治技术[J]. 东北农业科学, 2013, 38(2): 64-67.
- [3] 王东昌, 辛玉成, 郝秀青, 等. 苹果树枝干病害的生物防治研究[J]. 东北农业科学, 2001, 26(2): 49-50.
- [4] Hiary H A, Ahmad S B, Reyalat M, et al. Fast and Accurate Detection and Classification of Plant Diseases[J]. International Journal of Computer Applications, 2011, 17(1): 31-38.
- [5] 王献锋, 王 震, 王旭启, 等. 基于SVM和形态学的作物病斑图像分割方法[J]. 东北农业科学, 2015, 40(1): 51-60.
- [6] 刘丽娟, 刘仲鹏, 张丽梅. 基于图像处理技术的玉米叶部病害识别研究[J]. 东北农业科学, 2014, 39(1): 61-65.
- [7] 杨 波, 张立娜, 杨信东. 基于移动互联网和SVM技术的玉米病害识别技术研究[J]. 东北农业科学, 2014, 39(3): 59-62.
- [8] Dong P, Wang X. Recognition of Greenhouse Cucumber Disease Based on Image Processing Technology[J]. Open Journal of Applied Sciences, 2013, 3(1): 27-31.
- [9] Gao R, Wu H. Nearest Neighbor Recognition of Cucumber Disease Images Based on Kd-Tree[J]. Information Technology Journal, 2013, 12(23): 7385-7390.
- [10] Arivazhagan S, Newlin S R, Ananthi S, et al. Detection of unhealthy region of plant leaves and classification of plant leaf diseases using texture features [J]. Agric Eng Int: CIGR Journal, 2013(15): 211-217.
- [11] Dubey S R, Jalal A S. Apple disease classification using color, texture and shape features from images [J]. Signal Image & Video Processing, 2015, 10(5): 1-8.
- [12] 王建玺, 宁菲菲, 鲁书喜. 基于支持向量机的苹果叶部病害识别方法研究[J]. 山东农业科学, 2015(7): 122-125.
- [13] 贾建楠, 吉海彦. 基于病斑形状和神经网络的黄瓜病害识别[J]. 农业工程学报, 2013, 29(S1): 115-121.

(下转第134页)

[7] 王献锋,王震,王旭启,等.基于SVM和形态学的作物病斑图像分割方法[J].吉林农业科学,2015,40(1):51-53,60.

[8] Kiran R. Gavhale, Ujwalla G. An Overview of the Research on Crop Leaves Disease detection using Image Processing Techniques [J]. IOSR Journal of Computer Engineering (IOSR-JCE), 2014, 16(1): 10-16.

[9] 杨波,张立娜,杨信东.基于移动互联网和SVM技术的玉米病害识别技术研究[J].吉林农业科学,2014,39(3):59-62.

[10] 刘建伟,刘媛,罗雄麟.深度学习研究进展[J].计算机应用研究,2014,31(7):1921-1930.

[11] 尹宝才,王文通,王立春.深度学习研究综述[J].北京工业大学学报,2015,41(1):48-59.

[12] 张政馗,庞为光,谢文静,等.面向实时应用的深度学习研究综述[J].软件学报,2020,31(9):34-57.

[13] 孙志远,鲁成祥,史忠植,等.深度学习研究与进展[J].计算机科学,2016,43(2):1-8.

[14] 龚丁禧,曹长荣.基于卷积神经网络的植物叶片分类[J].计算机与现代化,2014(4):12-15.

[15] 李敏学.基于注意力机制的图像显著区域提取算法分析与比较[D].北京:北京交通大学,2011.

[16] 刘露,于晓婷,丁博.一种基于视觉显著模型的PET图像快速分割算法[J].哈尔滨理工大学学报,2017(4):40-45.

[17] 梁焯炜.K-均值聚类算法的改进及其应用[D].长沙:湖南大学,2012.

[18] Dubey S R, Jalal A S. Apple disease classification using color, texture and shape features from images [J]. Signal Image & Video Processing, 2015: 1-8.

[19] Dubey S R, Jalal A S. Apple disease classification using color, texture and shape features from images [J]. Signal Image & Video Processing, 2016, 10(5): 819-826.

[20] Sherlin Varughese, Nayana Shinde, Swapnali Yadav. Learning-Based Fruit Disease Detection Using Image Processing [J]. International Journal of Innovative and Emerging Research in Engineering, 2016, 3(2): 96-100.

(责任编辑:王昱)

(上接第98页)

(3) 夯实数字农业领域人才支撑

依托涉农高校、科研院所、数字龙头企业等机构,加快培养一批数字农业领域的专业技术人才和管理人才,逐步解决数字人才缺乏的难题。加快数字农业业务培训,特别是要定期组织数字人才培养,提高农业管理部门和农业生产者、经营者的数字技术能力。积极推进数字农业人才下乡活动,重点对农村干部、新型农业经营主体等进行数字化帮扶,快速提升其数字农业技术应用和管理水平。

参考文献:

[1] 唐要家.数字经济赋能高质量增长的机理与政府政策重点[J].社会科学战线,2020(10):61-67.

[2] 刘红玉.习近平关于建设数字中国重要论述的四维意蕴[J].

湖南大学学报(社会科学版),2020,34(5):10-14.

[3] 王开科,吴国兵,章贵军.数字经济发展改善了生产效率吗[J].经济学家,2020(10):24-34.

[4] 葛佳琨,刘淑霞.数字农业的发展现状及展望[J].东北农业科学,2017,42(3):58-62.

[5] 刘海启.以精准农业驱动农业现代化加速现代农业数字化转型[J].中国农业资源与区划,2019,40(1):1-6,73.

[6] 阮俊虎,刘天军,冯晓春,等.数字农业运营管理:关键问题、理论方法与示范工程[J].管理世界,2020,36(8):222-233.

[7] 吕小刚.数字农业推动农业高质量发展的思路 and 对策[J].农业经济,2020(9):1-16.

[8] 汪懋华,李道亮.力推数字科技与农业农村的深度融合[J].农业工程技术,2020,40(15):23-24.

[9] 唐华俊.强化数字农业科技创新[J].中国合作经济,2020(3):10-11.

(责任编辑:王丝语)

(上接第118页)

[14] Hu H F. Orthogonal neighborhood preserving discriminant analysis for face recognition[J]. Pattern Recognition, 2008, 41(6): 2045-2054.

[15] Tae-Kyun K, Josef K. Locally linear discriminant analysis for multimodally distributed classes for face recognition with a single model image[J]. IEEE Transactions On Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(3):318-327.

[16] 刘露,于晓婷,丁博.一种基于视觉显著模型的PET图像快速分割算法[J].哈尔滨理工大学学报,2017,22(4):40-45.

[17] Yu W W, Teng X L, Liu C Q. Face recognition using discriminant locality preserving projections[J]. Image and Vision Computing, 2006, 24(3):239-248.

[18] Seetharani Murugaiyan Jaisakthi, Palaniappan Mirunalini, Ara-

vindan C. Automated skin lesion segmentation of dermoscopic images using GrabCut and k-means algorithms[J]. IET Computer Vision, 2018, 12(8):1088-1095.

[19] 计甜甜,李泽彬,赵江东,等.基于颜色差异性的植物叶片病害图像分割方法[J].湖北农业科学,2018,57(18):94-97,110.

[20] 任玉刚,张建,李森,等.基于分水岭算法的作物病害叶片图像分割方法[J].计算机应用,2012,32(3):752-755.

[21] 霍迎秋,唐晶磊,尹秀珍.基于灰度关联分析的苹果病害识别方法研究[J].实验技术与管理,2013,30(1):49-51.

[22] Wang B, Zhang L, F Li. Supervised orthogonal discriminant projection based on double adjacency graphs for image classification [J]. IET Image Processing, 2017, 11(11):1050-1058.

(责任编辑:王昱)