

基于局部判别映射算法的玉米病害识别方法

张善文¹, 张传雷^{1,2}

(1. 西京学院工程技术系, 西安 710123; 2. Ryerson 大学电子与计算机工程系, 多伦多 M5B 2K3, 加拿大)

摘要: 如何快速准确检测到作物病害信息是作物病害防治中的一个首要问题, 根据作物叶片症状识别作物病害是作物病害检测的一个基本方法。由于病害叶片颜色、形状和纹理之间的差异很大, 使得很多经典的模式识别方法不能有效地应用于作物病害识别中, 为此提出了一种基于局部判别映射 (local discriminant projects, LDP) 的作物病害识别方法。首先, 利用区域增长分割算法分割病害叶片中的病斑图像; 然后, 将病斑图像重组为一维向量, 再由 LDP 对一维向量进行维数约简; 最后, 利用最近邻分类器识别作物病害类别。利用 LDP 算法将高维空间的一维向量样本点映射到低维子空间时, 能够使得类内样本点更加紧凑, 而类间样本点更加分离, 从而得到最佳的低维分类特征。利用该方法在 5 种常见玉米病害叶片图像数据库上进行了病害识别试验, 识别精度高达 94.4%。与其他作物病害识别方法 (如基于神经网络、主分量分析+概率神经网络和贝叶斯方法) 和监督子空间学习算法 (如算法局部判别嵌入和判别邻域嵌入) 进行了比较。试验结果表明, 该方法对作物病害叶片图像识别是有效可行的, 为实现基于叶片图像处理技术的作物病害的田间实时在线检测奠定了基础。

关键词: 作物; 病害; 图像识别; 维数约简; 最近邻分类器; 局部判别映射; 玉米叶片

doi: 10.3969/j.issn.1002-6819.2014.11.021

中图分类号: TP391

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2014)-11-0167-06

张善文, 张传雷. 基于局部判别映射算法的玉米病害识别方法[J]. 农业工程学报, 2014, 30(11): 167 - 172.

Zhang Shanwen, Zhang Chuanlei. Maize disease recognition based on local discriminant algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2014, 30(11): 167 - 172. (in Chinese with English abstract)

0 引言

准确识别作物病害类别是作物病害防治的前提, 而作物叶片病斑及其相关特征是判断作物病害种类及其危害程度的重要依据。由于作物病害的致病病原物种类不同会产生形状、颜色、纹理等方面有差异的病斑、孔洞等特异性症状。基于叶片症状的作物病害识别方法研究一直是很多科技工作者的研究方向。传统的作物病害检测基本上依靠人工目测估计来判断, 这种检测方法存在主观性强、速度慢、强度大、误识率高、实时性差等不足, 难以满足大范围作物病害实时监测系统的需求。采用计算机视觉技术可以客观、快速、准确地识别、诊断作物的病情, 从而实现作物病害的快速检测和防治^[1-4]。随着计算机硬件和软件技术的不断发展, 利用计算机和图像处理技术进行作物病害检测、预测预报的研究有了很大进展, 出现了各种用于作物叶片病害检测的方法和数学模型, 以及进行作物病害咨询、管理的专家系统等^[4-6]。由于影响作物病斑形成的因

素很多, 而且各种病害在不同的发病时期可能呈现出不同的症状^[7], 出现了很多作物病害识别方法^[8-9]。马晓丹等^[10]研究了玉米叶部病害发生程度的计算方法, 综合利用阈值法、区域标记法, 并通过图像分割、病斑统计、冗余去除、形状特征计算等过程验证了其可行性。谭峰等^[11]综合运用计算机数字图像处理与人工神经网络技术, 对叶片色度值进行了计算。通过多层 BP 神经网络, 实现了对大豆叶片中病斑的自动识别, 识别率可达 92.1%。该方法为作物病种识别提供了一定的理论依据。邓继忠等^[12]针对传统的检疫小麦腥黑穗病害方法的效率较低而影响病害检测的稳定性和客观性, 提出了一种基于图像识别的小麦腥黑穗病分类诊断技术。陈兵旗等^[13]提出了一种基于图像处理的小麦病害诊断算法。陈占良等^[14]针对目前作物染病程度判别中以目测为主, 存在着主观随意的问题, 开发出一种基于计算机图像处理技术的病害分级方法。还有一些学者对病害叶片图像预处理进行了深入研究, 并取得了许多成果^[15-19]。

在基于叶片图像的作物病害识别过程中, 对叶片图像进行有效的特征提取和维数约简是一个关键步骤。由于病害叶片图像是高维、复杂、多样的非线性数据, 使得上述这些统计特征提取和线性维

收稿日期: 2013-09-28 修订日期: 2014-03-29

基金项目: 国家自然科学基金项目(61272333); 陕西省教育厅自然科学研究项目 (2013JK887)。

作者简介: 张善文 (1965 -), 男, 西安市人, 研究方向为模式识别及其应用。西安 西京学院工程技术系, 710123。Email: wjd716@163.com

数约简算法不能有效地提取病害叶片及其病斑图像的分类特征。近年来,一些流形学习方法已经成功的应用到作物叶片识别中^[20]。局部保持映射(locality preserving projections, LPP)算法能够得到一个映射矩阵^[21],将任意的高维数据映射到低维子空间,但 LPP 没有利用数据的类别信息。局部判别嵌入(local discriminant embedding, LDE)^[22]和判别邻域嵌入(discriminant neighborhood embedding, DNE)^[23]利用数据的类别信息构建目标函数,提高了数据的分类效果。但 LDE 和 DNE 与很多监督流形学习算法一样,在分配邻域图权值时都需要判断任意 2 个样本是否属于同类样本,因而影响了算法的运行效率。尽管流形学习算法在作物叶片图像分类方面也有成功的应用^[24-25],但很少有将流形学习算法应用于作物病害叶片识别中。本文针对作物病害叶片分类和识别问题,在 DNE 和 Warshall 算法^[26]的基础上,提出一种局部判别映射(local discriminant projects, LDP)算法,并应用于作物病害识别中。该算法能够保持数据局部类别结构,而且该算法的物理意义和运行思路明确。

1 病斑图像维数约简方法

利用叶片症状进行作物病害类型识别的基本思想是把具有相同特征的病害叶片归纳为一类,认为这些叶片的病害属于同一类型。为此,提出一种映射算法,把原数据映射到一个低维子空间,使得同类样本更加聚类,异类样本更加分离。

定义:在子空间维数约简算法的目标函数中增加一个惩罚约束,使得同类病害叶片之间产生吸引力,而异类病害叶片之间产生排斥力。称病害叶片样本的这种类别吸引力和排斥力为叶片病害样本的类别作用力。

性质:在模式识别中,对于 3 个已知类别的样本 x_1 、 x_2 和 x_3 ,如果 x_1 与 x_2 属于同一类别,且 x_2 与 x_3 也属于同一类别,则 x_1 与 x_3 也属于同一类别。

利用这一性质可以得到病害叶片样本集的类别作用力矩阵。应用 Warshall 算法容易求得这一矩阵。基于这一矩阵,本文提出一种局部判别映射算法(LDP)。该算法详细步骤如下:

给定 n 个 D 维样本的数据集 $\{x_1, x_2, \dots, x_n\} \in R^{n \times D}$, c_i 为 x_i 的类别标签。为了使得维数约简后在低维子空间同类数据点之间的距离变小,而异类数据点之间的距离变大,定义该数据集的类别作用力矩阵 L ,其元素 l_{ij} 为:

$$l_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{if } c_i = c_j, x_i \neq x_j \\ -1, & \text{if } c_i \neq c_j \\ 0, & \text{if } x_i = x_j \end{cases} \quad (1)$$

式中:当 x_i 与 x_j 属于同一类(即 $c_i=c_j$)时, $l_{ij}=1$ 表示 x_i 与 x_j 之间产生吸引力;相反, $l_{ij}=-1$ 表示 x_i 与 x_j 产生排斥力;为了克服样本的重叠现象,取 $l_{ii}=0$ (即 $x_i=x_j$)。

下面针对病害叶片图像分类问题,给出 LDP 算法的步骤。

1) 利用 Warshall 算法由已知样本之间的类别作用力得到所有训练样本集之间的类别作用力,该算法的伪代码描述如下:

```
Input  $l_{ij}^{(0)}$ 
For  $i \leftarrow 1$  to  $n$  do
  For  $j \leftarrow 1$  to  $n$  do
    For  $k \leftarrow 1$  to  $n$  do
       $l_{jk}^{(i)} \leftarrow l_{jk}^{(i-1)}$  and  $l_{ji}^{(i-1)} \leftarrow l_{ik}^{(i-1)}$ 
Output  $l_{ij}^{(n)}$ .
```

2) 构建一个加权近邻关系图 $G=(V, H)$, x_i 与 x_j 之间的权值表示为:

$$W_{ij} = \begin{cases} \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{\beta}\right), & \text{if } x_i \in N(x_j) \text{ or } x_j \in N(x_i) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

式中: $N(x_i)$ 为点 x_i 的 k 个最近邻点集, β 为调节参数,用于控制因 x_i 与 x_j 之间距离太大而使权值过小。

3) 由 l_{ij} 和 W_{ij} 构建散度矩阵 S :

$$\begin{aligned} S &= \sum_i \sum_j l_{ij} \cdot W_{ij} \|y_i - y_j\|^2 \\ &= \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n H_{ij} (A^T x_i - A^T x_j)^2 \\ &= 2 \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n H_{ij} (x_i^T A A^T x_i - x_i^T A A^T x_j) \\ &= 2 \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \text{tr} [H_{ij} (A^T x_i x_i^T A - A^T x_j x_i^T A)] \\ &= 2 \text{tr} (A^T X D X^T A) - \text{tr} (A^T X H X^T A) \\ &= 2 \text{tr} (A^T X F X^T A) \end{aligned} \quad (3)$$

式中: $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]$; $y_i = A^T x_i$, A 为映射矩阵; $H_{ij} = l_{ij} \cdot W_{ij}$; $F = D - H$, D 为一个对角矩阵, $D = \sum_j H_{ij}$, $\text{tr}(\cdot)$ 表示矩阵的迹。

4) 为得到最佳映射矩阵 A , 构建最优化问题:

$$\arg \max_A \text{tr} (A^T X F X^T A) \quad (4)$$

5) 解式(4)所对应的优化问题转换为求对称矩阵 $X F X^T$ 的特征值分解问题。设列向量 a_0, a_1, \dots, a_{d-1} 为 $X F X^T$ 的 d 个最大特征值 $\lambda_0, \lambda_1, \dots, \lambda_{d-1}$ ($\lambda_0 \geq \lambda_1 \geq \dots \geq \lambda_{d-1}$) 对应的特征向量, 则 $A = [a_0, a_1, \dots, a_{d-1}] \in R^{n \times d}$, $d \ll D$ 。

6) 任一新的样本点 $x_{new} \in R^D$ 的低维映射 $y_{new} \in R^d$ 由下式得到：

$$y_{new} = A^T x_{new} \quad (5)$$

2 结果与分析

笔者与陕西杨凌农业示范区合作，建立了玉米作物病害叶片图像数据库。病害叶片图像以 JPEG 格式导入计算机。选择的病害叶片图像为病害发生中期的病斑（即病害的典型症状已经形成，而发病叶片还比较完整，尚未出现整叶枯死和坏死现象）。从数据库中选取玉米常见的锈病、弯孢菌叶斑病、褐斑病、大斑病和小斑病的 5 类叶片图像（每类 100 幅）进行玉米病害识别试验，并与 2 种监督流形学习算法局部判别嵌入（LDE）^[22]和判别邻域嵌入（DNE）^[23]以及基于人工神经网络（artificial neural network, ANN）^[11]、主分量分析（principle component analysis, PCA）+ 概率神经网络（probabilistic neural

network, PNN）^[27]和贝叶斯方法（Bayesian）^[28]的 3 种作物病害识别方法进行比较。所采用的图像处理软件为 MATLAB7.0，处理设备为 PC 机，基本配置 CPU 为 P4 1.8G、内存 256 M、硬盘 80 G。

图 1 为 5 类玉米病害叶片样本。由图 1 看出，不同病害叶片的病斑所表现的症状不同，如锈病病斑为深褐色；褐斑病颜色深，红色分量值大；大斑病病斑面积较大，明显大于锈病和褐斑病；弯孢菌叶病斑是凸出的密集的黑色小颗粒；小斑病发病初期，在叶片上出现半透明水渍状褐色小斑点。这些差异是利用叶片识别病害的主要依据。由于数据库中的玉米病害叶片图像是在田间自然光照条件下使用 Canon PC1038 数码相机自动曝光模式，采集植株活体病斑照片，为了便于研究和提高处理速度，统一调整叶片图像尺寸。使用一个矩形框来置于叶片中心，使得矩形的高宽比为 120:100，将该矩形框截取出来，并按 1:1 的缩放比例归一化为 120×100 像素大小。

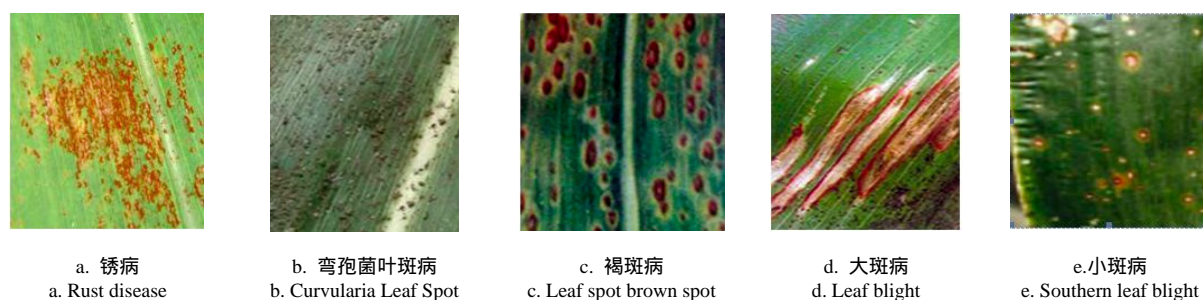


图 1 5 类玉米病害叶片图像样本

Fig.1 Five kinds of maize disease leaf images

利用区域增长分割算法^[29]分割玉米病害叶片图像中的病斑。其基本思想是：由于色调 H(hue)、饱和度 S(saturation)和强度 I(intensity) 3 个分量来表示颜色，更符合人描述和解释颜色的方式，而且受光照条件的影响更小，所以可将原病害叶片图像从 RGB 颜色空间转换成 HSI 彩色空间，然后利用分水岭算法对病害叶片图像进行初始化分割，形成过分分割效果；再根据一定的分割规则，自动选取一部分区域作为种子区域；在此基础上进行区域生长；最后进行区域合并。本文采取的规则为：若一个区域的像素个数小于一定的阈值，将这个区域合并到与它的色调均值差异最小的邻近区域中去。该规则是病斑分割过程中的最后一步，阈值根据经验定义为 $M/150$ (M 为整幅图像的像素总数)。循环判断现有的区域像素个数，直到不再有区域的像素个数小于这个阈值，循环结束。对分割后的每幅病斑图像进行矫正、灰度化（如图 2 所示）。

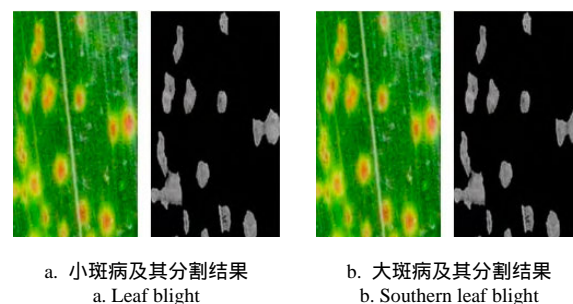


图 2 基于区域增长分割算法的叶片分割

Fig.2 Leaf image segmentation by using seeded regional growing algorithm

从处理后的病斑叶片图像集中随机选择 50、60 和 80 张图像作为训练集，用于训练分类器；其余的作为测试集，用于测试算法的性能。对于基于本文提出的算法 LDP 和已有的算法 LDE 及 DNE 的病害识别方法，首先要将二维病斑图像转换成向量，由这 3 种算法对向量进行维数约简，把高维向量映射到一

个低维空间中,得到一组最能反映样本分类本质的低维特征向量,作为后续分类器的输入。而对于基于 ANN、PCA+PNN 和 Bayesian 的病害识别方法,直接从病斑图像中提取病害叶片的分类特征,然后利用神经网络或贝叶斯分类器进行病害识别。

对于基于 LDP 的病害识别方法,首先利用 Matlab 函数‘reshape’将每幅分割后的病斑图像转换成一个向量(此时每个向量代表一幅图像,该向量的维数较大),由训练集中的所有向量构成矩阵 X ,解式(4)的优化问题,得到一个映射矩阵 A ;由 A 分别将训练集和测试集中的向量进行维数约简,使得在低维子空间同类样本更加聚类,而异类样本更加分离,由此提高样本的分类率。最后,在训练集中的低维向量子集上训练 K -最近邻分类器,再利用该分类器分类测试集中的样本。LDP 算法涉及最近邻数 k 、控制参数 β 和降维的维数 d 3 个待定参数。在试验中选择病害识别率的最大值对应的参数值作为后续试验的算法的参数值。由于参数 β 足够大时对试验结果影响不大,下面试验中取 $\beta=200$ ^[24]。再结合简单的 K -最近邻分类器(即 $K=1$)进行病害识别。 K -最近邻分类器是一种最简单的线性分类方法,其基本原理是:对于待分类模式 x ,计算 x 到各模式类均值 m_i 的欧氏距离平方 $\|x-m_i\|^2$,然后把 x 分到距离最小的那类中。在下面试验中,利用的是 Matlab 的 K -最近邻分类器函数 KNN (Train_data, Train_label, Test_data, Test_label, k, Distance_mark) 对病斑图像进行分类的。由于约简维数大小的选择目前还没有更好的确定方法,很多情况下都是由经验和试验来得到的,因此,每次试验的病害识别率为约简维数变化过程中,对应的识别率的最大值。

对于上面 6 种病害识别方法,每种算法重复进行上述试验 50 次,记录每次试验中各个算法的最高识别率,再计算 50 次最高识别率的平均值,得到各个算法的识别结果和方差,见表 1。

表 1 玉米病害叶片的识别结果
Table 1 Recognition results of maize disease leaves

| 识别方法 Identification method | 训练样本数 Training sample size | | | % |
|-------------------------------|----------------------------|------------|------------|---|
| | 50 | 60 | 80 | |
| 局部判别嵌入 LDE | 81.14±1.63 | 85.37±1.40 | 88.25±1.71 | |
| 判别邻域嵌入 DNE | 82.91±1.45 | 90.43±1.68 | 91.68±1.73 | |
| 主分量分析与概率神经网络 | 81.37±1.54 | 81.40±1.45 | 89.17±1.65 | |
| PCA+PNN | | | | |
| 人工神经网络 ANN | 80.47±1.34 | 82.11±1.40 | 85.96±1.88 | |
| 贝叶斯方法 Bayesian | 78.33±1.65 | 83.38±1.47 | 89.16±1.75 | |
| 局部判别映射 LDP | 90.23±1.76 | 92.56±1.69 | 94.40±1.39 | |

由表 1 可以看出,本文所提出方法的识别率最高,而且所有算法的识别率都随着训练集的样本数的增多而增加。原因是训练样本越多,得到的映射矩阵越精确和分类特征越稳定。

表 1 给出的是 5 种病害的 50 次的综合识别结果。在多次试验中得知,各个算法对于大斑病的识别率明显高于其他病害,几乎是 100%,其次是褐斑病、弯孢菌叶斑病;而对于锈病和小斑病的识别率较低,有时低于 80%,其中各个算法在多次试验中容易将锈病与小斑病图像误判。由于大斑病是大型梭形灰褐色病斑,与其他 4 种病害差异大,易区分开;锈病和小斑病均为圆形褐色小病斑,病症相似,识别时易误判。

在试验中,1)对于训练样本为 50 时,DNE 和 LDP 的病害识别平均时间分别为 28 和 21 s,而其他算法的平均识别时间都大于 40 s;2)LDE、DNE 和 LDP 的识别性能都随着特征子空间维数的增大而提高,而且开始阶段的识别率随着特征维数的增加而增加,而当降维维数达到某一值(对于 LDP 为 53)后,识别率呈现微下降趋势或出现小波动现象。

3 讨论

算法分析和试验结果表明,本文算法 LDP 与 LDE、DNE 算法类似,将高维空间多类数据映射到低维子空间时,能够使得类内样本点更加紧凑,而类间样本点更加分离,从而得到最佳分类特征。且 LDP 利用样本类别作用力来构造邻域图权值,不需要判断任意 2 个样本是否属于同一类,既节省了计算时间,又使得算法的物理意义明确,所以该算法适合于作物叶片图像和病斑图像的维数约简。

LDP 算法继承了 LDE 和 DNE 算法的优点。LDE 算法需要设计 2 个最近邻域图,而且需要利用 PCA 预维数约简来克服小样本问题。DNE 和 LDP 在奇异值分解时不需要计算逆矩阵,所以避免了小样本问题。LDP 的识别速度和识别率高于 DNE 的原因是在 LDP 的权值设计中,不需要判断 2 个样本是否属于同类,并且在权值中引入了高斯函数来减少噪声和样本外点对病害识别的影响。由于 LDP 算法引入了类别作用力,使得 LDP 算法的物理意义明确,而且算法的程序代码简单直观。

由于影响作物病斑多种多样,各种病害在不同的发病时期又会呈现出不同的症状,如何利用计算机视觉技术建立全面有效的病害识别方法还需要进一步研究。下一步的研究目标是基于病害叶片的特征将多种叶片图形处理技术进行优化整合,从而提出能够适应单一和多种作物病害的识别方法,尽早实现作物病害的田间实时在线检测。

4 结 论

准确识别作物病害种类是作物病害防治的前提,而作物叶片病斑及其相关特征是判断作物病害种类及其危害程度的重要依据。由于作物病害叶片颜色、形状和纹理的多样性,给通过叶片症状来识别作物病害带来困难。本文基于 DNE 和 Warshall 算法,提出了一种局部判别映射算法。利用该方法能够有效地对叶片病斑图像进行维数约简,使得在低维子空间同类样本之间距离变小,而异类样本之间距离增大,由此提高算法的分类能力。在实际作物病害叶片图像数据库上进行了试验。识别结果高达 90% 以上。试验结果表明该方法是有效可行的。

[参 考 文 献]

- [1] 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(3): 31 - 38.
- [2] Camargo A, Smith J S. An image-processing based algorithm to automatically identify plant disease visual symptoms[J]. Biosystems Engineering, 2009, 102(1): 9 - 21.
- [3] 赖军臣. 基于病症图像的玉米病害智能诊断研究[D]. 石河子大学博士毕业论文, 2010.
Lai Junchen. Research on maize diseases intelligent diagnosis based on disease images[D]. Shihezi: Shihezi University, 2010. (in Chinese with English abstract)
- [4] Rumpf T, Mahlein A K, Steiner U, et al. Early detection and classification of plant diseases with Support Vector Machines based on hyperspectral reflectance[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2010, 74(1): 91 - 99.
- [5] 张恒, 陈丽娟, 张岩. 模糊植物病虫害图像的检测[J]. 计算机仿真, 2012, 29(1): 199 - 120.
Zhang Heng, Chen Lijuan, Zhang Yan. Low quality plant diseases and insect pests image detection[J]. Computer simulation, 2012, 29(1): 199 - 120. (in Chinese with English abstract)
- [6] 赵云. 基于高光谱和图像处理技术的油菜病虫害早期监测方法和机理研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2013.
Zhao Yun. Early Monitoring of Disease and Insect Pest of Brassica Napus based on Hyperspectral and Image Processing Technology[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2013. (in Chinese with English abstract)
- [7] 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.
Chai Ali, Li Baoju, Shi Yanxia, et al. Recognition of tomato foliage disease based on computer vision technology[J]. Acta Horticulturae Sinica, 2010, 37(9): 1423 - 1430. (in Chinese with English abstract)
- [8] 虎晓红, 李炳军, 席磊. 基于多示例图的小麦叶部病害分割方法[J]. 农业工程学报, 2012, 28(13): 154 - 158.
Hu Xiaohong, Li Bingjun, Xi Lei. Multi-instance graph approach to wheat leaf disease segmentation[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2012, 28(13): 154 - 158. (in Chinese with English abstract)
- [9] 蔡清, 何东健. 基于图像分析的蔬菜食叶害虫识别技术[J]. 计算机应用, 2010, 30(7): 1870 - 1872.
Cai Qing, He Dongjian. Identification of vegetable leaf-eating pests based on image analysis[J]. Journal of Computer Applications, 2010, 30(7): 1870 - 1872. (in Chinese with English abstract)
- [10] 马晓丹, 关海鸥, 黄燕. 基于图像处理的玉米叶部染病程度的研究[J]. 农机化研究, 2009(11): 102 - 104.
Ma Xiaodan, Guan Haiou, Huang Yan. Investigation on the infectious degree of maize leaf based on image processing[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2009(11): 102 - 104. (in Chinese with English abstract)
- [11] 谭峰, 马晓丹. 基于叶片的植物病虫害识别方法[J]. 农机化研究, 2009(6): 41 - 43.
Tan Feng, Ma Xiaodan. The method of recognition of damage by disease and insect based on laminae[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2009(6): 41 - 43. (in Chinese with English abstract)
- [12] 邓继忠, 李敏, 袁之报, 等. 基于图像识别的小麦腥黑穗病害诊断技术研究[J]. 东北农业大学学报, 2012, 43(5): 74 - 77.
Deng Jizhong, Li Min, Yuan Zhibao, et al. Study on diagnosis of tilletia based on image recognition[J]. Journal of Northeast Agricultural University, 2012, 43(5): 74 - 77. (in Chinese with English abstract)
- [13] 陈兵旗, 郭学梅, 李晓华. 基于图像处理的小麦病害诊断算法[J]. 农业机械学报, 2009, 40(12): 190 - 195.
Chen Bingqi, Guo Xuemei, Li Xiaohua. Image diagnosis algorithm of diseased wheat[J]. The Chinese society of agricultural machinery, 2009, 40(12): 190 - 195. (in Chinese with English abstract)
- [14] 陈占良, 张长利, 沈维政, 等. 基于图像处理的叶斑病分级方法的研究[J]. 农机化研究, 2008(11): 73 - 75.
Chen Zhanliang, Zhang Changli, Shen Weizheng, et al. Grading method of leaf spot disease based on image processing[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2008(11): 73 - 75. (in Chinese with English abstract)
- [15] 岑喆鑫, 李宝聚, 石延霞, 等. 基于彩色图像颜色统计特征的黄瓜炭疽病和褐斑病的识别研究[J]. 园艺学报, 2007, 34(6): 1425 - 1430.
Cen Zhixin, Li Baoju, Shi Yanxia, et al. Discrimination of cucumber anthracnose and cucumber brown speck base on color image statistical characteristics[J]. Acta Horticulturae Sinica, 2007, 34(6): 1425 - 1430. (in Chinese with English abstract)
- [16] 王静, 张云伟. 一种烟叶病害的图像增强处理方法[J]. 中国农学通报, 2011, 27(6): 469 - 472.
Wang Jing, Zhang Yunwei. A method of tobacco disease for image enhancement[J]. Chinese Agricultural Science Bulletin, 2011, 27(6): 469 - 472. (in Chinese with English abstract)
- [17] 王双喜, 董晓志, 王旭. 温室植物病害数字化处理中图像增强方法的研究[J]. 内蒙古农业大学学报, 2007, 28(3): 15 - 18.
Wang Shuangxi, Dong Xiaozhi, Wang Xu. A study on enhancement methods of digital image processing for cucumber diseases in greenhouse[J]. Journal of Inner Mongolia Agricultural University, 2007, 28(3): 15 - 18. (in Chinese with English abstract)
- [18] Ydipati R P, Burks T F, Lee W S. Statistical and neural network classifiers for citrus disease detection using machine vision[J]. Transactions of the ASAE, 2005, 48(5): 2007 - 2014.
- [19] 邵乔林, 安秋. 基于邻域直方图的玉米田绿色植物图像分割方法[J]. 江西农业学报, 2011, 23(5): 126 - 128.
Shao Qiaolin, An Qiu. Image segmentation of green plants in corn field based on neighborhood histogram[J]. Acta Agriculturae Jiangxi, 2011, 23(5): 126 - 128. (in Chinese with English abstract)
- [20] 张善文, 张传雷, 王旭启, 等. 基于叶片图像和监督正交最大差异伸展的植物识别方法[J]. 林业学报, 2013, 49(6): 184 - 188.

- Zhang Shanwen, Zhang Chuanlei, Wang Xuqi, et al. Plant recognition based on lead image and supervised orthogonal maximum variance unfolding[J]. *Scientia Silvae Sinicae*, 2013, 49(6): 184 - 188. (in Chinese with English abstract)
- [21] Liu Guosheng, Yang Meizhu. Discriminative locality preserving dimensionality reduction based on must-link constraints[C]//International Conference on Electronic & Mechanical Engineering and Information Technology, 2011: 3413 - 3417
- [22] Chen H T, Chang H W, Liu T L. Local discriminant embedding and its variants[C]//Proceedings of International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2005: 846 - 853.
- [23] Zhang W, Xue X Y, Lu H, et al. Discriminant neighborhood embedding for classification[J]. *Pattern Recognition*, 2006, 39: 2240 - 2243.
- [24] Zhang Shanwen, Lei Yingke. Modified locally linear discriminant embedding for plant leaf recognition[J]. *Neurocomputing*, 2011, 74: 2284 - 2290
- [25] 张善文, 王献峰. 基于加权局部线性嵌入的植物叶片图像识别方法[J]. *农业工程学报*, 2011, 27(12): 141 - 145.
- Zhang Shanwen, Wang Xianfeng. Method of plant leaf recognition based on weighted locally linear embedding[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2011, 27(12): 141 - 145. (in Chinese with English abstract)
- [26] Yu Weiwei, Teng Xiaolong, Liu Chongqing. Face recognition using discriminant locality preserving projections[J]. *Image and Vision Computing*, 2006, 24: 239 - 248.
- [27] 李波, 刘占宇, 黄敬峰, 等. 基于 PCA 和 PNN 的水稻病虫害高光谱识别[J]. *农业工程学报*, 2009, 25(9): 143 - 147.
- Li Bo, Liu Zhanyu, Huang Jingfeng, et al. Hyperspectral identification of rice diseases and pests based on principal component analysis and probabilistic neural network[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2009, 25(9): 143 - 147. (in Chinese with English abstract)
- [28] 赵玉霞, 王克如, 白中英, 等. 贝叶斯方法在玉米叶部病害图像识别中的应用[J]. *计算机工程与应用*, 2007, 43(5): 193 - 195.
- Zhao Yuxia, Wang Keru, Bai Zhongying. The application of Bayesian method in maize leaf disease image[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2007, 43(5): 193 - 195. (in Chinese with English abstract)
- [29] 李中健, 杜娟, 郭璐. 将 Otsu 用于多阈值彩色图像分割的方法及优化[J]. *计算机工程与应用*, 2010, 46(11): 89 - 92.
- Li Zhongjian, Du Juan, Guo Lu. Multi-threshold segmentation and optimization based on Otsu in color image[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2007, 43(5): 193 - 195. (in Chinese with English abstract)

Maize disease recognition based on local discriminant algorithm

Zhang Shanwen¹, Zhang Chuanlei^{1,2}

(1. Department of Engineering and Technology, Xijing University, Xi'an 710123, China;

2. Department of Electrical and Computer Engineering, Ryerson University, Toronto M5B 2K3, Canada)

Abstract: Crop diseases often seriously affect both the quality and quantity of agricultural products and cause economic losses to farmers. How to accurately and quickly recognize the crop disease information is an important problem in preventing and controlling crop diseases. Crop disease recognition by crop leaf symptoms is a basic method of attempting to address this problem. Studies show that relying on pure naked-eye observing of the leaf symptoms by experts to detect the crop diseases can be prohibitively expensive, especially in developing countries. Automatic detection of crop diseases is an essential research topic, as it may prove benefits in monitoring large fields of crops, and thus automatically detect the symptoms of diseases as soon as they appear on crop leaves. In a research study of identifying and diagnosing crop diseases, the pattern of the disease is important part. Leaf spots are considered the important units indicating the existence of disease and regarded as indicators of crop diseases. A technique to detect the disease spot is needed. It is important to select a threshold of gray level for extracting the disease spot from the crop leaf. In order to classify disease leaf sample categories, a set of spot features for the classification and detection of the different disease leaves are required. The disease leaf images of the crop would be processed by using a series of image pre-processing methods, such as image transforming, image smoothing, and image segmentation. In this paper, crop disease leaf spots were segmented by the seeded region growing based region algorithm. Because the crop leaves look differ in many ways, most of classical pattern recognition methods are not effective to extract the disease features and reduce the dimensionality of diseased leaf images. A novel manifold learning algorithm called local discriminant projects (LDP) was proposed and was applied to crop disease recognition. After being projected into a low-dimensional subspace, the data points in the same class were close to each other, whereas the gaps between the data points from different classes became wider than before. In LDP, the class action was introduced to construct the objection function. There was no need to calculate the inverse matrix, so the small sample size problem occurring in traditional linear discriminant analysis was naturally avoided, and much computational time would be saved by using LDP for dimensionality reduction. After each spot image was reorganized as one-dimensionality vector and its dimensionality was reduced by LDP, the nearest neighbor classifier was adopted to recognize crop disease. The extensive experiments were performed on a real maize disease leaf image database and compared with the traditional disease recognition methods and the supervised subspace learning algorithms in recognition performance. The mean correct classification rate of the proposed method was 94.4%. The proposed method was compared with the classical crop disease recognition methods (ANN, PCA+PNN, and Bayesian) and supervised subspace algorithms (LDE, DNE). The experiment results showed that the proposed method was effective and feasible for crop disease recognition. The preliminary study showed that there is a potential to establish an online field application in crop leaf disease detection based on leaf image processing techniques.

Key words: crops; diseases; image recognition; dimensionality reduction; nearest neighborhood classifier; local discriminant projects (LDP); maize leaf