

基于椭圆型度量学习的小麦叶部病害识别

鲍文霞 赵健 张东彦 梁栋

(安徽大学农业生态大数据分析与应用技术国家地方联合工程研究中心,合肥 230601)

摘要: 特征提取和相似性度量是基于图像处理的农作物病虫害识别方法中的两大关键问题。以感染小麦白粉病的叶片为研究对象,提出了一种基于椭圆型度量学习的小麦叶部病害严重度识别算法。该算法首先给出了一种滑窗最大值(Moving window maximum, MWM)特征提取方法,对分割后的病斑图像采用滑窗法提取 HSV 颜色特征和 LBP 纹理特征,在同一水平条滑窗上取每一维特征的最大值作为这一水平条的特征,这种 MWM 特征表示方法能有效减弱小麦叶片弯曲、倾斜、拍摄角度不同等对识别率的影响;然后,引入对样本数据具有更好区分性的椭圆型度量,根据样本的类内与类间高斯分布的对数似然比定义椭圆型度量矩阵,为了保持最大化的分类信息,将特征子空间学习和椭圆型度量学习同时进行;最后,利用得到的椭圆型度量计算特征向量之间的距离实现不同严重度病害的识别。对比实验结果表明,本文算法使得小麦白粉病严重度的识别正确率达到了 100%,优于 SVM 方法的 88.33%、BP 神经网络方法的 90%。

关键词: 小麦白粉病; 叶部病害识别; 图像处理; 滑窗最大值特征; 椭圆型度量

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2018)12-0020-07

Recognition of Wheat Leaf Diseases Based on Elliptic Metric Learning

BAO Wenxia ZHAO Jian ZHANG Dongyan LIANG Dong

(National Engineering Research Center for Agro-Ecological Big Data Analysis and Application,
Anhui University, Hefei 230601, China)

Abstract: Feature extraction and similarity measurement are two key problems of crop pest recognition based on image processing. The leaves of wheat powdery mildew were treated as the research objects, and an algorithm of wheat leaf disease severity recognition based on elliptical metric learning was proposed. Firstly, a method of moving window maximum (MWM) feature extraction was presented in the algorithm. The HSV color features and LBP texture features were extracted by using the sliding window method from the segmented lesion images. The maximum value of each dimension feature on the same horizontal sliding window was taken as the feature of this horizontal bar. The MWM feature representation method can effectively reduce the influence of curvature, tilt and different shooting angles of wheat leaves on the recognition rate. Then, an elliptical metric with better distinguishability for sample data was introduced, and the elliptic metric matrix was defined based on the log-likelihood ratio of Gaussian distributions on the intrapersonal sample and the extrapersonal sample. In order to maintain the maximal classification information, the feature subspace learning and elliptic metric learning were performed simultaneously. Finally, to recognize the severity of diseases, the elliptic metric was used to calculate the distance between the eigenvectors. The results of comparison experiments showed that the recognition rate of wheat powdery mildew severity was 100%, which was better than 88.33% for SVM method and 90% for BP neural network method. The research result can provide valuable help for the intelligent recognition of crop disease severity.

Key words: powdery mildew of wheat; leaf disease recognition; image processing; moving window maximum feature; elliptical metrics

0 引言

农作物病虫害是制约我国农业生产的主要障碍,是影响作物产量的主要因素之一,同时也是限制我国农业优质、高效持续发展的主导因素^[1-3]。小麦作为我国的主要粮食作物,其各种病害尤其是白粉病对其产量和质量具有较大的影响^[4],针对小麦白粉病,一般通过喷洒农药来进行防治,过量的农药施用导致农产品中残留超标,影响农产品质量;同时,也对环境造成巨大的负担,对人力、财力造成巨大的浪费。为了能正确、适量地使用农药,高效地防治病虫害,需要准确、实时地识别出病害的严重程度^[5]。

近年来,图像处理、模式识别等技术被广泛应用于农作物病害识别领域,并取得了显著效果^[6-21]。但仍存在一些问题:大多研究针对农作物不同病害的识别,对于农作物病害严重程度的研究相对较少;对于特征提取,大多直接提取颜色、纹理、形状等特征,而没有考虑由于样本图像拍摄视角变化和小麦叶片本身弯曲、倾斜、缺损等而容易造成分类识别率下降的问题;大多采用支持向量机、BP 神经网络等方法完成对农作物病害图像的识别,这些传统的机器学习方法的目标函数主要采用欧氏距离的度量方法,它将输入样本空间看成是各向同性的,然而各向同性假设在众多实际应用中不成立,不能准确地反映数据样本维度分量之间的潜在关系。本文在完成病害图像病斑分割的基础上,提出一种基于滑窗最大值(Moving window maximum, MWM)的病斑图像特征提取方法,并且引入对样本数据具有更好适应性的椭圆型度量,提出一种度量学习方法,实现对小麦白粉病严重程度的识别,为农作物叶片病害的严重程度智能识别提供参考。

1 样本采集及特征提取

1.1 样本采集

小麦叶部病害图像样本均在北京市农林科学院试验基地采集。轻度、中度和重度 3 种严重程度的白粉病叶片图像共 210 幅。随机选取其中的 150 幅作为训练样本,另外 60 幅作为测试样本,具体样本分布见表 1。按照病斑面积与整个叶片面积的比值 R 来界定病害严重程度^[21]: $0 < R \leq 30\%$ 为轻度, $30\% < R \leq 50\%$ 为中度, $R > 50\%$ 为重度,部分病害图像如图 1 所示。

1.2 病斑分割

病斑分割是农作物叶部病害识别的重要环节,其分割效果对病斑特征提取和病害识别的影响显

表 1 不同严重程度样本分布

Tab.1 Sample distribution of different severities

样本	轻度	中度	重度
训练样本	50	50	50
测试样本	20	20	20

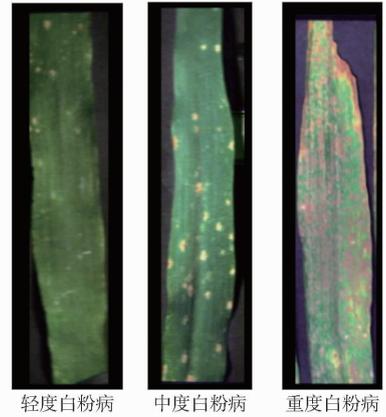


图 1 不同严重程度小麦叶片白粉病图像

Fig.1 Leaves images of wheat powdery mildew with different severities

著。以图 2a 为例,先将颜色空间转换到 Lab 空间,通过观察,样本图像 a 、 b 分量的灰度直方图存在较明显的两个尖峰,如图 3 所示,因此利用最大类间方差法计算得到 a 、 b 分量灰度阈值分别为 114.5 和 137.5,继而利用阈值分割将样本图像转换为二值图,将得到的 a 、 b 分量二值图进行异或运算,接着利用 6 像素 \times 6 像素的方形结构元素对异或后的图像进行先开后闭的图像增强运算,从而实现叶片分割,如图 2b 所示。

在得到叶片分割图像后,分别提取叶片图像的 R 、 G 、 B 分量图,利用超红特征值 $2R - G - B$ ^[21] 得到 R 、 G 、 B 分量运算后的超红特征图,接着利用最大类间方差法计算超红特征图的阈值为 27.11,利用该阈值对图像进行分割并利用 3 像素 \times 3 像素的方形结构元素对图像进行开运算,将病斑从叶片中分割出来,分割后的病斑图像如图 2c 所示。

1.3 特征提取

在模式识别领域,大量学者通过实验研究证明,利用不同的特征对目标进行描述,往往能够互补从而提高分类结果。颜色特征是小麦叶部病害的一个非常重要的外观特征,也是进行病害诊断时的一个重要依据,颜色直方图是许多植物病害识别系统中被广泛采用的颜色特征,其中 HSV 空间更符合人眼的主观判断,是直方图最常用的颜色空间,它的 3 个分量分别代表色彩(Hue, H)、饱和度(Saturation, S)和亮度(Value, V);纹理是能够反映区域内像素灰度级空间的属性,而局部二值模式(Local binary pattern, LBP)常用来描述图像局部纹理特征,具有



图2 小麦叶片白粉病病斑分割图

Fig.2 Leaves images of wheat powdery mildew spot segmentation map

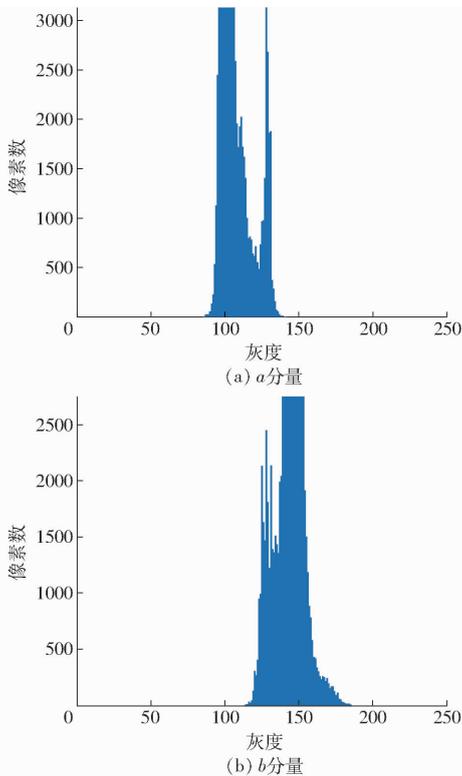


图3 a、b分量灰度直方图

Fig.3 Gray histograms of a and b components

灰度不变性和旋转不变性等显著优点。

本文利用 HSV 颜色直方图和 LBP 统计直方图, 针对小麦叶片可能存在弯曲、倾斜、缺损等问题, 使用滑窗法来提取病害叶片的 MWM 局部细节特征。具体地, 如图 4 所示, 对于每一幅样本图像(尺寸为 880 像素 × 120 像素)采用 10 像素 × 10 像素的子窗口, 步长为 5 个像素扫描整幅图像, 在每个子窗口中, 将 HSV 颜色空间量化为 512 个颜色小区间, 每个颜色小区间的直方图代表着其在子窗口中出现的概率, 同样地, 每个子窗口也提取它的 LBP 统计直方图特征, 对每个子窗口中的某个像素, 将相邻的 8 个像素的灰度值与其进行比较, 若周围像素灰度大

于中心像素灰度, 则该像素点的位置被标记为 1, 否则为 0。这样, 3 × 3 邻域内的 8 个点经比较可产生 8 位二进制数, 将 8 位二进制数转换为十进制作为该像素点的 LBP 值, 然后计算每个子窗口的直方图, 即每个数字出现的频率; 再在同一水平高度的子窗口中, 取 HSV 和 LBP 统计直方图最大的值组成一个新的子窗口, 这样, 最后得到的特征向量是同一水平高度上统计直方图特征最大化的特征向量。

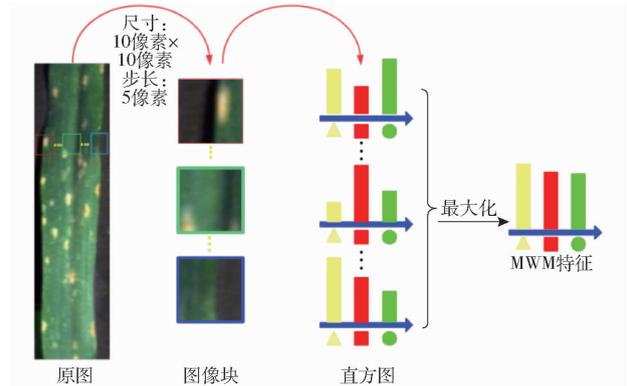


图4 MWM 特征提取过程

Fig.4 Process of MWM feature extraction

考虑到多尺度信息, 将原图分别缩小 1 倍和 2 倍, 建立三尺度图像金字塔, 同样运用以上方法提取其 MWM 特征, 将缩放后提取的特征组合在一起, 构成一个新的特征向量 $\mathbf{X} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ 来描述小麦的叶部白粉病。此外, 为了消除不同特征向量和向量单位的影响, 对数据特征向量 \mathbf{X} 作归一化处理, 归一化后的特征向量记为 $\hat{\mathbf{X}} = (\hat{x}_1, \hat{x}_2, \dots, \hat{x}_n)^T$, 其中

$$\hat{x}_i = \frac{x_i - \min(X)}{\max(X) - \min(X)} \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad (1)$$

2 椭圆型度量学习

基于图像处理的农作物病虫害识别方法中对病害图像特征进行距离度量至关重要, 然而图像特征受视角、光照等因素的影响不同, 常用的欧氏距离、曼哈顿距离等标准的距离度量方法平等地对待每一种特征, 而不会剔除那些独立使用时效果很差的特征。因此, 本文引入椭圆型度量理论, 寻找一种能够反映样本空间结构信息或语义信息的分式线性变换, 从而使得椭圆型度量具有更好的区分性。

2.1 椭圆型度量

给定一个可逆对称矩阵 $\Omega \in \mathbf{R}^{n \times n}$, 诱导出 \mathbf{x}, \mathbf{y} 的双线性形式为

$$\omega(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \mathbf{x}^T \Omega \mathbf{y} \quad (\mathbf{x}, \mathbf{y} \in \mathbf{R}^n) \quad (2)$$

式中 \mathbf{x}, \mathbf{y} ——样本特征向量

ω —— \mathbf{x}, \mathbf{y} 关于 Ω 的双线性函数

下面统一采用 $\omega(\mathbf{x}, \mathbf{y})$ 的简化形式 ω_{xy} 来表示。当 Ω 是正定, ω_{xy} 可诱导出椭圆型度量几何, 令 $\mathbf{E}^n = \{\mathbf{x} \in \mathbf{R}^n : \omega_{xx} > 0\}$, 定义 $d_E: \mathbf{E}^n \times \mathbf{E}^n \rightarrow \mathbf{R}^+$, 椭圆型度量计算公式为

$$d_E(x, y) = \frac{k}{2i} \lg \left(\frac{\omega_{xy} + \sqrt{\omega_{xy}^2 - \omega_{xx}\omega_{yy}}}{\omega_{xy} - \sqrt{\omega_{xy}^2 - \omega_{xx}\omega_{yy}}} \right) \quad (k > 0) \quad (3)$$

式中 $d_E(x, y)$ ——样本 x, y 的椭圆型度量

i ——虚数单位

ω_{xx} —— x, x 关于 Ω 的双线性函数

ω_{yy} —— y, y 关于 Ω 的双线性函数

k ——曲率半径

2.2 椭圆型度量矩阵

椭圆型度量依赖一个对称矩阵 Ω , 定义一个正定对称矩阵则可确定一个椭圆型度量, 因此称 Ω 为椭圆型度量矩阵。数据的统计特性在一定程度上反映了样本数据的几何结构, 因此可根据样本的类内与类间高斯分布的对数似然比定义椭圆型度量矩阵。

对于特征向量 $\mathbf{X}_i, \mathbf{X}_j$, 它们的样本差异 $\Delta = \mathbf{X}_i - \mathbf{X}_j$, 根据二次判别分析法^[22], 用高斯概率模型来拟合小麦白粉病不同严重程度以及相同严重程度样本特征之间的差值分布, 同类样本差异 Δ 符合变量 ξ_i 的高斯分布, 异类样本差异 Δ 符合变量 ξ_E 的高斯分布, 即

$$P(\Delta | \xi_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} |\Sigma_i|} e^{-\frac{1}{2} \Delta^T \Sigma_i^{-1} \Delta} \quad (4)$$

$$P(\Delta | \xi_E) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} |\Sigma_E|} e^{-\frac{1}{2} \Delta^T \Sigma_E^{-1} \Delta} \quad (5)$$

式中 P ——概率

ξ_i ——同类样本差异拟合变量

ξ_E ——异类样本差异拟合变量

Σ_i, Σ_E —— ξ_i, ξ_E 差值分布的协方差矩阵

将其进行对数似然比可得

$$f(\Delta) = \lg \left(\frac{P(\Delta | \xi_i)}{P(\Delta | \xi_E)} \right) = \lg \left(\frac{\frac{1}{\sqrt{2\pi} |\Sigma_i|} \exp \left(-\frac{1}{2} \Delta^T \Sigma_i^{-1} \Delta \right)}{\frac{1}{\sqrt{2\pi} |\Sigma_E|} \exp \left(-\frac{1}{2} \Delta^T \Sigma_E^{-1} \Delta \right)} \right) \quad (6)$$

将其简化为

$$f(\Delta) = \Delta^T (\Sigma_i^{-1} - \Sigma_E^{-1}) \Delta \quad (7)$$

由此定义椭圆型度量矩阵 Ω 为

$$\Omega = \Sigma_i^{-1} - \Sigma_E^{-1} \quad (8)$$

2.3 度量学习

经 1.3 节病害的特征提取, 得到的特征维数较

高, 其中含有与病害识别无关的信息和相关性非常高的冗余信息, 而这些信息会影响到分类识别的效果。传统的方法通常先采用主成分分析法 (PCA) 对高维数据降维, 然后在 PCA 子空间中进行距离度量学习。但是, PCA 在进行降维时并未考虑特征间的分类信息, 由此可能会增加分类的难度。为了保持最大化的分类信息, 在降维的同时学习椭圆型度量矩阵, 充分考虑到维数降低对度量学习分类结果的影响。

对初始特征 $x_i, x_j \in \mathbf{R}^d$, 通过降维矩阵 $\mathbf{W} \in \mathbf{R}^{d \times r}$ ($r < d$) 将初始高维 (d 维) 特征向量映射到低维 (r 维) 子空间中。因此, 椭圆型度量矩阵转换为

$$\Omega(\mathbf{W}) = \mathbf{W} (\Sigma_i'^{-1} - \Sigma_E'^{-1}) \mathbf{W}^T \quad (9)$$

其中 $\Sigma_i' = \mathbf{W}^T \Sigma_i \mathbf{W}$ $\Sigma_E' = \mathbf{W}^T \Sigma_E \mathbf{W}$ Σ_i' 与 Σ_E' 分别是新的特征子空间中类内和类间协方差矩阵。

为了将样本分开, 使得类内方差小, 类间方差大, 通过增大方差的距离来增加区分度, 对于矩阵 \mathbf{W} 的列向量 \mathbf{w} , 它的方差为 $\sigma_i(\mathbf{w}) = \mathbf{w}^T \Sigma_i \mathbf{w}$, 因此可以定义广义瑞利熵来最大化方差之间的比值, 为

$$J(\mathbf{w}) = \frac{\mathbf{w}^T \Sigma_E \mathbf{w}}{\mathbf{w}^T \Sigma_i \mathbf{w}} \quad (10)$$

使得 $J(\mathbf{w})$ 最大化等价于

$$\begin{cases} \max_{\mathbf{w}} \mathbf{w}^T \Sigma_E \mathbf{w} \\ \text{s. t. } \mathbf{w}^T \Sigma_i \mathbf{w} = 1 \end{cases} \quad (11)$$

于是问题的解法类似于线性判别分析 (Linear discriminant analysis, LDA) 方法中的广义特征值分解, 将求解 \mathbf{W} 变成一个监督问题, 对矩阵 $\Sigma_i^{-1} \Sigma_E$ 进行特征值分解, 矩阵 \mathbf{W} 由前 r 个最大特征值对应的特征向量组成。在求得降维矩阵 \mathbf{W} 的同时也求出了椭圆度量矩阵 $\Omega(\mathbf{W})$ 。

3 算法步骤

基于椭圆型度量学习的小麦叶部病害识别算法步骤如下:

(1) 对采集来的病害图像进行预处理并进行病斑分割。

(2) 对分割后的病斑图像及分别缩小到 $\frac{1}{2}$ 和 $\frac{1}{4}$ 的病斑图像分别提取 MWM 特征, 归一标准化处理, 得到组合特征向量。

(3) 利用二次判别分析, 用高斯概率模型来拟合小麦白粉病不同严重程度以及相同严重程度样本特征之间的差值分布, 分别计算协方差矩阵 Σ_i, Σ_E , 通过求解式 (11) 得到降维矩阵 \mathbf{W} , 相应地由式 (9) 得到椭圆型度量矩阵 $\Omega(\mathbf{W})$ 。

(4)最后利用特征子空间椭圆型度量 $d_E(x, y)$ 计算测试集和训练集之间的距离,取每个测试样本距离前 5 个样本的平均距离作为最后的判断依据。

算法流程图如图 5 所示。

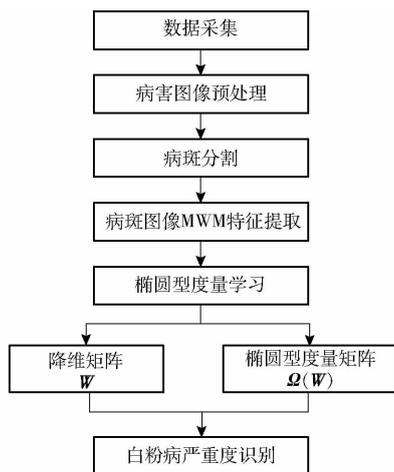


图 5 算法流程图

Fig. 5 Flow chart of algorithm

4 实验与分析

实验在 Matlab 2016b 上进行,为了验证基于椭圆型度量学习的小麦叶部病害识别算法的有效性,对提取的 MWM 特征和分类器分别进行对比实验。

4.1 不同特征对比实验

方向梯度直方图 (Histogram of oriented gradient, HOG) 特征对图像几何和光学形变具有良好的不变性,越来越多的研究者将 HOG 特征用于农作物病虫害识别上并取得了较好的结果^[23-24]。考虑到 HOG 特征提取方法是在灰度图像上进行的,没有充分利用图像的颜色信息,因此文献[23]结合 HOG 特征和 HSV 颜色特征进行植物病虫害的识别;另外,颜色纹理形状特征 (Color texture shape features) 也是农作物病虫害识别领域常用的图像特征,这里的颜色纹理形状特征特指文献[17, 21]中提到的特征描述方法:RGB、HSI 和 YCbCr 颜色空间的成分 $R, G, B, H, S, I, Y, Cb, Cr$ 的灰度均值作为颜色特征,利用灰度共生矩阵法分别计算病斑区域的对比度、相关性、能量、惯性矩和熵的均值和方差作为纹理特征,计算病斑区域的圆形度、偏心率、形状复杂性和形状参数作为形状特征。

为了验证 1.3 节所述 MWM 特征提取方法的有效性,对病斑图像分别提取 MWM 特征、HSV 颜色特征结合 HOG 特征、HSV 特征、LBP 特征、HOG 特征以及颜色纹理形状特征^[17, 21],都采用本文椭圆型度量学习对特征进行分类。实验结果利用经典评价指标累积匹配曲线 (Cumulative match characteristic, CMC) 来表示,CMC 曲线表示测试集中所选测试图

与目标图第 n 次成功匹配的概率,实验结果如图 6 所示。

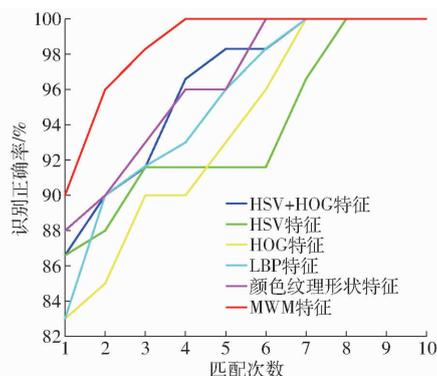


图 6 累积匹配曲线

Fig. 6 Cumulative match characteristic (CMC) curves

在均使用椭圆型度量学习这一分类器的基础上,可以看出:单一特征 (HSV 特征、HOG 特征和 LBP 特征) 在不同匹配次数上识别正确率各有高低,其中 LBP 特征在匹配次数为 1 时识别率虽低于 HSV 特征与 HOG 特征,但在其他次数上 LBP 特征识别率均领先,可以估计当测试样本较多时, LBP 特征将具有更好的鲁棒性。融合特征往往比单一的特征描述取得更高的识别正确率,从图 6 中可以看出, HSV + HOG 特征要比单一的 HSV、HOG 特征识别正确率要高,而在 1.3 节中提到的 MWM 特征提取方法 (即滑窗最大值法提取 HSV 特征和 LBP 特征) 也比单一的 HSV、LBP 特征识别正确率要高。MWM 特征提取方法比起 HSV + HOG 特征、颜色纹理形状特征取得了更好的分类识别正确率。

因此,本文提出的 MWM 特征提取方法选取了颜色信息丰富的 HSV 特征和鲁棒性更好的 LBP 特征作为融合特征来互补共同描述病斑特征,同时提取特征的过程中,最大化了同一水平高度上每个子窗口特征统计直方图的值,在损失少量特征信息的情况下保留了更好的特征信息,有效地去除了特征冗余,有效解决了小麦叶片可能存在弯曲、倾斜、缺损等问题,证明了 MWM 特征提取方法的有效性。

4.2 不同分类器对比实验

采用同样的训练样本和测试样本,将提取的 MWM 特征分别送入 SVM 分类器、BP 神经网络分类器以及椭圆型度量学习分类器进行分类识别,结果如图 7~9 所示,图中标签 1~3 分别对应白粉病轻、中、重。对 SVM 分类器进行交叉验证多次寻优,选择出最优的 c, g 参数,最终的小麦白粉病轻、中、重 3 种严重程度分类正确率为 88.33%。使用 BP 神经网络时网络参数经过多次试验,选择出最优参数,由于神经网络每次测试结果均存在细微差别,这里使用了多次测试的平均结果,平均识别正确率为 90%;

采用椭圆型度量学习分类器时识别正确率达到 100%。

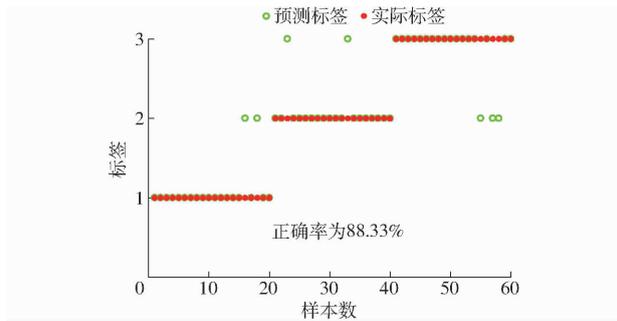


图 7 SVM 分类器识别结果

Fig. 7 SVM classifier

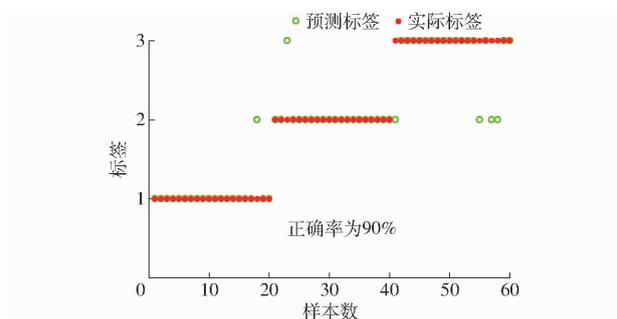


图 8 BP 神经网络分类器识别结果

Fig. 8 BP neural network classifier

通过控制变量法, 比较了 SVM、BP 神经网络、椭圆型度量学习分类器的分类性能, 椭圆型度量学习分类器取得了更好的识别效果。这是因为比起传统的 SVM、BP 神经网络, 椭圆型度量能够反映特征

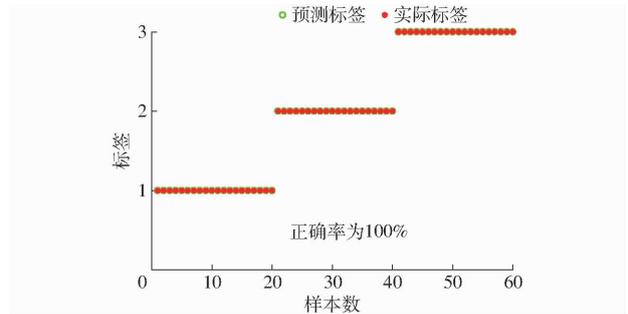


图 9 椭圆型度量学习分类器识别结果

Fig. 9 Elliptical metric learning classifier

空间结构信息或语义信息的分式线性变换, 对特征具有更好的区分性, 能够更好地对特征潜在关系进行建模; 在对特征降维的同时考虑了对椭圆型度量学习的影响, 因此椭圆型度量学习分类器能达到更高的识别正确率。

5 结束语

基于椭圆型度量学习的小麦叶部病害识别算法, 提出了一种 MWM 特征表示方法, 同时提出了一种将降维和度量学习同时进行的椭圆型度量学习方法, 对小麦白粉病严重程度进行分类。通过对不同特征、不同分类器进行对比实验, 验证了该方法的有效性, 可以满足智能识别小麦白粉病严重度的需求, 同时该算法对于农作物病害严重度的识别推广具有较好的借鉴意义。

参 考 文 献

- 王翔宇, 温皓杰, 李鑫星, 等. 农业主要病害检测与预警技术研究进展分析[J/OL]. 农业机械学报, 2016, 47(9): 266-277. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20160937&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2016.09.037.
WANG Xiangyu, WEN Haojie, LI Xinxing, et al. Analysis of the research progress on the detection and early warning technology of major agricultural diseases[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(9): 266-277. (in Chinese)
- ZHANG S W, WANG Z, WANG X F, et al. Crop disease recognition based on leaf image processing[C]// Proceedings of 2014 International Conference on Environmental Science and Biological Engineering, 2015: 889-896.
- 张竞成, 袁琳, 王纪华, 等. 作物病虫害遥感监测研究进展[J]. 农业工程学报, 2012, 28(20): 1-11.
ZHANG Jingcheng, YUAN Lin, WANG Jihua, et al. Advances in remote sensing monitoring of crop diseases and insect pests[J]. Transactions of the CSAE, 2012, 28(20): 1-11. (in Chinese)
- RONIS A, SEMAŠKIENE R, DABKEVICIUS Z, et al. Influence of leaf diseases on grain yield and yield components in winter wheat[J]. Journal of Plant Protection Research, 2009, 49(2): 151-157.
- SETHY P K, NEGI B, BARPANDA N K, et al. Measurement of disease severity of rice crop using machine learning and computational intelligence[M]. Cognitive Science and Artificial Intelligence, Springer, 2018: 1-11.
- 肖志云, 刘洪. 马铃薯典型病害图像自适应特征融合与快速识别[J/OL]. 农业机械学报, 2017, 48(12): 26-32. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20171203&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.12.003.
XIAO Zhiyun, LIU Hong. Adaptive feature fusion and rapid identification of potato typical diseases image[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(12): 26-32. (in Chinese)
- 任守纲, 陆海飞, 袁培森, 等. 基于显著性检测的黄瓜叶部病害图像分割算法[J/OL]. 农业机械学报, 2016, 47(9): 11-16. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20160902&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/

- j. issn. 1000-1298. 2016. 09. 002.
REN Shougang, LU Haifei, YUAN Peisen, et al. Image segmentation algorithm for cucumber leaf diseases based on saliency detection [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47 (9): 11 - 16. (in Chinese)
- 8 田有文, 李天来, 李成华, 等. 基于支持向量机的葡萄病害图像识别方法[J]. 农业工程学报, 2007, 23(6): 175 - 180.
TIAN Youwen, LI Tianlai, LI Chenghua, et al. Image recognition method of grape diseases based on support vector machine [J]. Transactions of the CSAE, 2007, 23(6): 175 - 180. (in Chinese)
- 9 赵进辉, 罗锡文, 周志艳. 基于颜色与形状特征的甘蔗病害图像分割方法[J]. 农业机械学报, 2008, 39(9): 100 - 103.
ZHAO Jinhui, LUO Xiwen, ZHOU Zhiyan. Image segmentation method of sugarcane disease based on color and shape characteristics [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2008, 39 (9): 100 - 103. (in Chinese)
- 10 ZHANG S, WANG H, HUANG W, et al. Plant diseased leaf segmentation and recognition by fusion of superpixel, K-means and PHOG[J]. Optik-International Journal for Light and Electron Optics, 2017, 157: 866 - 872.
- 11 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. Research on diagnosis of wheat smut disease based on image recognition [J]. Journal of Northeast Agricultural University, 2012, 43(5): 74 - 77. (in Chinese)
- 12 田杰. 基于图像分析的小麦叶部病害识别方法研究[D]. 杨凌: 西北农林科技大学, 2015.
TIAN Jie. Wheat leaf disease identification method based on image analysis [D]. Yangling: Northwest A&F University, 2015. (in Chinese)
- 13 PHADIKAR S, SIL J. Rice disease identification using pattern recognition techniques[C]//International Conference on Computer and Information Technology. IEEE, 2008: 420 - 423.
- 14 许良凤, 徐小兵, 胡敏, 等. 基于多分类器融合的玉米叶部病害识别[J]. 农业工程学报, 2015, 31(14): 194 - 201, 315.
XU Liangfeng, XU Xiaobing, HU Min, et al. Corn leaf diseases identification based on multiple classifiers fusion [J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31 (14): 194 - 201, 315. (in Chinese)
- 15 黄双萍, 齐龙, 马旭, 等. 基于高光谱成像的水稻穗瘟病害程度分级方法[J]. 农业工程学报, 2015, 31(1): 212 - 219.
HUANG Shuangping, QI Long, MA Xu, et al. Classification of rice panicle blast diseases based on hyperspectral imaging [J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(1): 212 - 219. (in Chinese)
- 16 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 method based on local discriminant mapping algorithm [J]. Transactions of the CSAE, 2014, 30 (11): 167 - 172. (in Chinese)
- 17 王献锋, 张善文, 王震, 等. 基于叶片图像和环境信息的黄瓜病害识别方法[J]. 农业工程学报, 2014, 30(14): 148 - 153.
WANG Xianfeng, ZHANG Shanwen, WANG Zhen, et al. Cucumber disease identification method based on leaf image and environmental information [J]. Transactions of the CSAE, 2014, 30 (14): 148 - 153. (in Chinese)
- 18 张建华, 孔繁涛, 李哲敏, 等. 基于最优二叉树支持向量机的蜜柚叶部病害识别[J]. 农业工程学报, 2014, 30(19): 222 - 231.
ZHANG Jianhua, KONG Fantao, LI Zhemin, et al. Identification of pomelo leaf diseases based on the optimal two branch tree support vector [J]. Transactions of the CSAE, 2014, 30 (19): 222 - 231. (in Chinese)
- 19 HAN L, HALEEM M S, TAYLOR M. A novel computer vision-based approach to automatic detection and severity assessment of crop diseases[C]//Science and Information Conference. IEEE, 2015: 638 - 644.
- 20 PYDIPATI R, BURKS T F, LEE W S. Identification of citrus disease using color texture features and discriminant analysis[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2006, 52(1): 49 - 59.
- 21 ZHANG Dongyan, XIE Xinhua, LIANG Dong, et al. Comparative analysis of identification methods for wheat leaf diseases [J]. International Agricultural Engineering Journal, 2016, 25(3): 197 - 203.
- 22 王卫东, 杨静宇. 采用虚拟训练样本的二次判别分析方法[J]. 自动化学报, 2008, 34(4): 400 - 407.
WANG Weidong, YANG Jingyu. Two discriminant analysis method using virtual training samples [J]. Acta Automatica Sinica, 2008, 34(4): 400 - 407. (in Chinese)
- 23 蒋龙泉, 鲁帅, 冯瑞, 等. 基于多特征融合和 SVM 分类器的植物病虫害检测方法[J]. 计算机应用与软件, 2014, 31(12): 186 - 190.
JIANG Longquan, LU Shuai, FENG Rui, et al. Plant pest and disease detection method based on multi feature fusion and SVM classifier [J]. Computer Applications and Software, 2014, 31(12): 186 - 190. (in Chinese)
- 24 张永玲. 基于 Android 的水稻病虫害图像识别与诊断系统的研究[D]. 杭州: 浙江理工大学, 2018.
ZHANG Yongling. Research on image recognition and diagnosis system of rice diseases and insect pests based on Android [D]. Hangzhou: Zhejiang Sci-Tech University, 2018. (in Chinese)