

马铃薯典型病害图像自适应特征融合与快速识别

肖志云 刘洪

(内蒙古工业大学电力学院, 呼和浩特 010080)

摘要: 针对自然条件下马铃薯典型病害区域定位和识别难的问题,提出了一种马铃薯典型病害图像的自适应特征融合与快速识别方法。该方法利用 K-means、Hough 变换与超像素算法定位叶片,结合二维 Otsu 与形态学法分割病斑区域,通过病斑图像颜色、形状、纹理的自适应主成分分析(PCA)特征加权融合,进行支持向量机(SVM)病害识别。对3类马铃薯典型病害图像进行识别试验,结果表明:SVM 识别模型下,自适应特征融合方法相比 PCA 降维、特征排序选择等传统自适应方法,平均识别率至少提高了 1.8 个百分点;13 个自适应融合特征下,识别方法平均识别率为 95.2%,比人工神经网络、贝叶斯分类器提高了 3.8 个百分点和 8.5 个百分点,运行时间为 0.600 s,比人工神经网络缩短 3 s,可有效保证识别精度,大大加快了识别速度。

关键词: 马铃薯典型病害; Hough 变换; 主成分分析; 加权融合; 支持向量机

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2017)12-0026-07

Adaptive Features Fusion and Fast Recognition of Potato Typical Disease Images

XIAO Zhiyun LIU Hong

(College of Electric Power, Inner Mongolia University of Technology, Huhhot 010080, China)

Abstract: In view of the difficulty in region location and classification of potato typical diseases under natural conditions, a new adaptive features fusion and fast recognition method of potato typical disease images was proposed. The segmented disease image, processing object of the proposed method, could be obtained as following two steps. Firstly, by using K-means, Hough transform and superpixels segmentation algorithms, the whole potato blade containing disease region was located in complicated background. Secondly, the disease region was separated from green blade by combining with two-dimensional Otsu and morphology method. On the basis of the segmented disease image, totally 124 potato disease features, including 18 color features, 21 shape features and 85 texture features were extracted. As thus, the color, shape and texture features were fused adaptively based on principal component analysis (PCA) algorithm and weighted formulation, and used to potato diseases recognition by support vector machine (SVM). According to features fusion and SVM recognition, totally 13 weighted principal components were gained as following three steps. Firstly, color, shape and texture features were automatically divided into many feature blocks, including RGB and HSV, geometric statistics (GS), central moments and Hu moments, Gray-level co-occurrence matrix (GLCM), high frequency low order moments and low frequency low order moments (HMLM), and high frequency covariance matrix eigenvalues and low frequency lower order moments (HELM). By comparison of recognition rates and features dimension, RGB, GS and HELM feature blocks were selected from color, shape, texture feature blocks, respectively. Secondly, five RGB, five GS and three HELM principal components were acquired by PCA algorithm. Thirdly, RGB, GS and HELM were weighted based on their recognition rates of principal components, and each principal component was also weighted based on weight distribution formulation. The recognition test of three kinds of typical potato samples showed that the proposed method had an obvious advantage. By using the same SVM recognition model, and compared with recognition rates of traditional adaptive methods, including PCA descending dimension, feature sorting selection, and so on, the proposed adaptive feature fusion algorithm had high average recognition rate which was increased by at least 1.8 percentage points. By using the same 13 adaptive fusion features, average recognition rate of the proposed recognition method was 95.2%, which were

收稿日期: 2017-08-22 修回日期: 2017-09-26

基金项目: 国家自然科学基金项目(61661042)和内蒙古自治区自然科学基金项目(2015MS0617)

作者简介: 肖志云(1974—),男,教授,博士,主要从事机器视觉在农业中的应用研究,E-mail: xiaozhiyun@imut.edu.cn

increased by 3.8 percentage points and 8.5 percentage points than those of ANN and Bayes, respectively, and run time of the proposed recognition method was 0.600 s, which was 3 s faster than that of ANN. Therefore, the proposed method could be used to greatly improve the recognition speed based on effectively ensuring the recognition accuracy.

Key words: potato typical diseases; Hough transform; principal component analysis; weighted fusion; support vector machine

引言

近几年中国马铃薯种植面积逐年上升,马铃薯已成为重要的粮食兼用作物^[1]。乌兰察布市位于内蒙古中部,马铃薯种植面积占全区 40% 左右,享有中国“薯都”之称。然而,马铃薯生长环境复杂多变,极易遭受病害的威胁。传统马铃薯病害识别方法多靠人眼判断,检测范围小,费时费力,效率低,难以及时处理与预防,导致马铃薯减产减量。及时准确识别马铃薯病害,并采取相应防治措施可有效减少马铃薯产量损失。

随着计算机技术和农业信息化发展,国内外专家与学者运用机器视觉技术,在农作物病害识别方面进行了大量研究^[2-6]。PUJARI 等^[7]对辣椒、棉花和甘蔗等真菌病害彩色图像,提取小波域特征,选择 PCA 主分量特征^[8],并结合概率神经网络模型,识别率达 86.48%。GULHANE 等^[9]提取棉花病叶绿色通道特征,通过 PCA 降维, KNN 分类,取得了 95% 的识别率。翟志芬等^[10]提取棉花病斑颜色、形状、纹理等 9 个特征,采用朴素贝叶斯分类器,识别率为 90%。濮永仙^[11]提取烟草病斑的 25 个颜色、形状、纹理特征,采用双编码遗传算法^[12]和支持向量机降维到 17,按照图像距离相似度分类,取得了较高识别率。夏永泉等提取小麦叶部病斑的 8 个纹理特征和 6 个颜色特征,采用 SVM 识别模型,获得了 95% 的识别率。李超等^[13]提取苹果叶部病斑颜色、形状、纹理特征,使用局部判别映射算法^[14]进行特征降维,并结合 SVM,识别率较高。

综上所述,大多研究是在实验室可控光条件下进行的,对自然条件下的病害研究较少,多数研究的病害识别精度与速度不能兼顾。因此,本文将自然环境下采集的马铃薯病害图像,通过 K-means、Hough 变换与超像素算法定位叶片,利用二维 Otsu 与形态学法分割病斑,提取 124 个颜色、形状、纹理特征,选择 13 个自适应融合特征,进行 SVM 病害识别,进而提高马铃薯病害识别精度。

1 材料与方法

1.1 马铃薯典型病害类型

本文在自然环境条件下,固定镜头采集 264 幅

马铃薯病害图像,并对采集的图像进行处理,分辨率统一为 200 像素 × 220 像素。马铃薯图像中,病害类型有早疫病、晚疫病、病毒病,样本数量分别为 102、114、48,每类病斑有大有小,朝向、位置不同,形状、颜色有差异,背景复杂度也不同,如图 1 所示。3 类病害中,早疫病常发生于叶内、叶缘部位,形状近似圆形,周围轮纹同心,颜色呈现暗褐色,边缘明显;晚疫病常发生于叶尖、叶缘部位,呈现萎垂、卷缩姿态,质脆易裂,颜色发黑发褐;病毒病常发生于叶脉、叶柄、叶茎等部位,病斑连接成坏死条斑,叶绿素分布不均,颜色呈浓淡黄绿相间。



图 1 马铃薯典型病害类型

Fig. 1 Types of potato typical diseases

1.2 马铃薯病害图像分割

为快速、准确提取病斑特征,增强病斑识别的有效性,需要最大限度地简化图像数据,从复杂背景中分割出病斑区域。病斑图像分割包括:叶片与背景分离;病斑分割。

1.2.1 叶片与背景分离

首先,马铃薯病害图像在采集过程中,通常会受到一定程度的噪声干扰,选择 HSI 颜色空间 I 通道进行中值滤波,达到较好的清晰效果。利用 Lab 颜色空间 a 通道进行 K-means 聚类^[15],得到图像绿色区域。通过区域填充法与移除小对象算法,可填满

绿叶内部病斑,消除与绿叶颜色相似的背景,形成含内部病斑的绿叶图像。然后,采用腐蚀算子提取绿叶边界,根据 Hough 变换^[16]定义

$$\begin{cases} x_0 = x - r\cos\theta \\ y_0 = y - r\sin\theta \end{cases} \quad (5 \leq r \leq 100, 0^\circ \leq \theta \leq 360^\circ) \quad (1)$$

式中 (x_0, y_0) ——圆心坐标

(x, y) ——边界坐标

θ ——圆心角 r ——半径

以每个边界点为圆心、半径 r 画圆,选择相交最多的前 10 个点作为潜在圆心,进行叶片曲线拟合,最后结合超像素区域提取含病斑的完整叶片。其效果如图 2 所示。

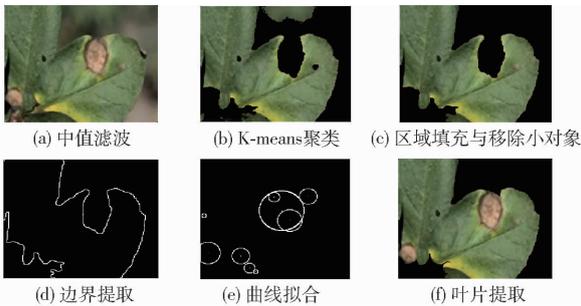


图 2 叶片与背景分离过程

Fig. 2 Process of blade and background separation

1.2.2 病斑分割

根据叶片提取图像,选择 Lab 颜色空间 a 通道进行二维 Otsu 法分割^[17],可有效抵抗干扰,正确分割,再经过形态学处理,实现病斑完整分割,其结果如图 3 所示。

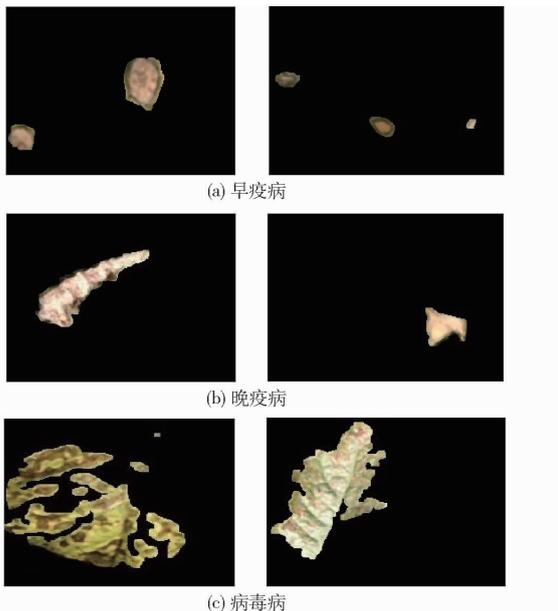


图 3 马铃薯典型病害分割结果

Fig. 3 Results of potato typical diseases segmentation

由图 3 可以看出,病斑分割还存在少量的欠分割与过分割情况,但病斑的大部分已经分割出来,效

果较好,可用于病斑的特征提取。

1.3 马铃薯病害图像特征提取

1.3.1 颜色特征提取

RGB 颜色模型是一种通用的面向硬件的模型,其红、绿、蓝 3 种分量^[18]可表达丰富的颜色信息,因此,提取病斑 R 、 G 、 B 的均值、方差、三阶矩,共计 9 个颜色特征。HSV 颜色模型是人们从调色板或颜色轮中挑选出来的彩色模型之一,色调、饱和度、明度分别表达色泽、明暗、调色的颜色信息,故提取病斑 H 、 S 、 V 分量的均值、方差、三阶矩,共计 9 个颜色特征。

1.3.2 形状特征提取

几何区域描述符^[19]度量病斑的几何属性,计算简单有效,本文提取病斑二值图像的面积、周长、紧凑度、矩形度、延伸率、离散度、区域密度,共计 7 个特征。中心矩描述了病斑形状的平移不变性,本文提取 3 个二阶矩、4 个三阶矩,共计 7 个中心矩。Hu 不变矩描述了病斑形状的平移、尺度、旋转不变性,本文提取 2 个二阶矩、5 个三阶矩,共计 7 个 Hu 矩。

1.3.3 纹理特征提取

灰度共生矩阵是基于空间性质的一种重要的纹理分析方法,本文提取 0° 、 45° 、 90° 、 135° 方向上能量、对比度、熵、相关性、逆差矩的均值与方差,共计 40 个特征。

小波变换的高低频图像低阶矩是基于频域性质的一种重要的纹理提取方法,本文对病斑灰度图像进行 3 尺度分解,每尺度选择低频图像以及水平、垂直、对角图像的均值、方差、三阶矩,共计 36 个特征。

小波分解的水平、垂直、对角子带图像具有相关性^[20],系数都近似服从高斯分布,建立三维变量的高斯概率空间

$$p(\mathbf{x}) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{3}{2}} |\Sigma|^{\frac{1}{2}}} \exp\left(-\frac{1}{2}(\mathbf{x}-\boldsymbol{\mu})\Sigma^{-1}(\mathbf{x}-\boldsymbol{\mu})^T\right) \quad (2)$$

$$\text{其中} \quad \mathbf{x} = (x_h, x_v, x_d) \quad (3)$$

$$\boldsymbol{\mu} = (\mu_h, \mu_v, \mu_d) \quad (4)$$

$$\mu_s = \frac{1}{mn} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n x_s(i, j) \quad (s \in (h, v, d)) \quad (5)$$

$$\Sigma = \frac{1}{mn} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (\mathbf{x}(i, j) - \boldsymbol{\mu})^T (\mathbf{x}(i, j) - \boldsymbol{\mu}) \quad (6)$$

式中 \mathbf{x} 、 $\boldsymbol{\mu}$ —— 3×1 高频子带向量、均值向量

x_h 、 x_v 、 x_d ——水平、垂直、对角子带分量

μ_h 、 μ_v 、 μ_d ——水平、垂直、对角子带均值

x_s 、 μ_s ——子带变量、均值

Σ —— 3×3 协方差矩阵

m 、 n ——图像高度、宽度

假设协方差特征值为 $\lambda_k, k \in (h, v, d)$, 则 λ_k 通过齐次线性方程组进行求解

$$(\Sigma - \lambda_k I)y = 0 \quad (7)$$

式中 I —— 3×3 单位矩阵

y —— 3×1 高频子带特征向量

利用小波变换, 提取 3 尺度高频图像的协方差阵特征值以及以上 3 尺度 9 个低频图像低阶矩, 组合成 18 个高频协方差阵特征值与低频低阶矩 (HELM) 特征。

通过以上特征提取, 得到 18 个颜色特征, 21 个形状特征, 85 个纹理特征, 共计 124 个马铃薯病害特征, 为病害特征融合奠定基础。

1.4 马铃薯病害图像自适应特征融合

特征融合属于特征选择, 其目的在于用少量的特征达到较高识别率^[21]。传统特征融合方法有人工方法与自适应方法, 人工方法耗时耗力, 自适应方法识别率较低。基于此, 本文提出了一种基于 PCA 特征加权融合的自适应算法。如图 4 所示, 首先根据提取的颜色、形状、纹理特征自动分块, 通过识别率与维度进行特征块选择。然后按照 PCA 降维分量的贡献、识别率、识别上升率, 提取主分量。最后, 基于主分量识别率, 对颜色、形状、纹理主分量加权, 利用权值分配公式对每个分量加权, 得到自适应融合特征。

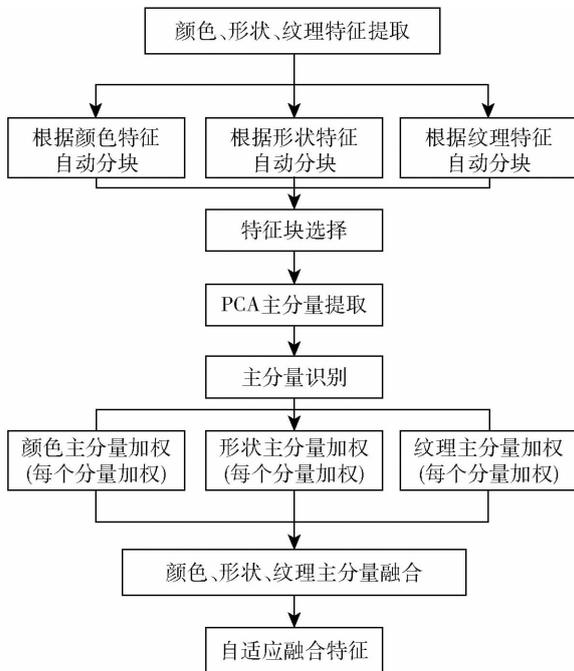


图 4 PCA 特征加权融合算法流程图

Fig. 4 Flow chart of PCA features weighted fusion algorithm

1.4.1 特征块选择

根据病害提取的颜色特征 (C), 自动分为 RGB 特征块 (C_1)、HSV 特征块 (C_2)。同样, 形状特征 (S) 分为几何量特征块 (S_1)、中心矩特征块 (S_2)、

Hu 矩特征块 (S_3)。纹理特征 (T) 分为灰度共生矩阵特征块 (T_1)、小波域高低频低阶矩块 (T_2)、1 层分解 HELM 块 (T_{31})、2 层分解 HELM 块 (T_{32})、3 层分解 HELM 块 (T_{33})。颜色、形状、纹理特征块进行识别, 分别选择

$$\begin{cases} R(\beta) > \max(R(\alpha)) - \delta \\ D(\chi) = \min(D(\beta)) \end{cases} \quad (8)$$

其中

$$\alpha \in ((C_1, C_2), (S_1, S_2, S_3), (T_1, T_2, T_{31}, T_{32}, T_{33}))$$

式中 δ ——特征块容忍度

$R(\alpha)$ 、 $R(\beta)$ ——特征块、备选特征块识别率

$D(\beta)$ 、 $D(\chi)$ ——备选特征块、选择特征块维度

识别率较大、维度低的特征块作为对应的颜色、形状、纹理特征块, 试验中 δ 取 5%。

1.4.2 PCA 主分量提取

特征块内的特征之间通常具有相关性, 进行颜色、形状、纹理特征 PCA 降维, 有助于提高病斑图像的识别效果。

假设降维前的特征为 $X_i (i = 1, 2, \dots, N)$, N 为降维前特征维数, 降维后的特征为 $Y_j (j = 1, 2, \dots, K)$ ($K \leq N$), K 为降维后特征维数, 则 X_i 可由 Y_j 线性表示为

$$\begin{cases} X_1 = a_{11}Y_1 + a_{12}Y_2 + \dots + a_{1K}Y_K \\ X_2 = a_{21}Y_1 + a_{22}Y_2 + \dots + a_{2K}Y_K \\ \vdots \\ X_N = a_{N1}Y_1 + a_{N2}Y_2 + \dots + a_{NK}Y_K \end{cases} \quad (9)$$

式中 a_{nK} ——矩阵系数

根据 PCA 降维后颜色、形状、纹理特征的不相关性, 从 K 个 Y_j 中选择 M 个不相关的特征主分量, 满足

$$\begin{cases} C(M) > T \\ R(M) > \max(R(t)) - \varepsilon \quad (t = 1, 2, \dots, K) \\ V(M) = \max\left(\frac{\partial R(r)}{\partial r}\right) \quad (r = M, M+1, \dots, K) \end{cases} \quad (10)$$

其中 $C(M) = \sum_{s=1}^M \lambda_s / \sum_{t=1}^K \lambda_t$ (11)

式中 $C(M)$ 、 T ——主分量贡献、贡献阈值

λ_t 、 λ_s ——特征块协方差矩阵特征值

$R(M)$ ——主分量识别率

$R(t)$ ——前 t 个主分量识别率

ε ——主分量容忍度

$R(r)$ ——前 r 个主分量识别率

$V(M)$ ——主分量的识别上升速度

试验中, 经分析比较, T 取 90%、 ε 取 5% 时, 可

取得较好效果。

1.4.3 加权融合

根据颜色、形状、纹理主分量的识别率,计算其权值

$$w(\eta) = \frac{R(\eta)}{\sum_{\eta \in (C, S, T)} R(\eta)} \quad (12)$$

式中 $w(\eta)$ ——主分量权值

$R(\eta)$ ——主分量识别率

再利用权值分配公式,计算主分量中的分量权值

$$w(\rho) = \frac{1}{M} + \left(\frac{M+1}{2} - \rho \right) d \quad (\rho = 1, 2, \dots, M) \quad (13)$$

$$\text{其中} \quad d = \frac{2}{M^2 + 1} \quad (14)$$

式中 d ——权值步长

通过颜色、形状、纹理主分量加权,每个分量加权,得到自适应融合特征,进而用于马铃薯病害识别。

1.5 马铃薯病害图像快速识别

SVM 模式识别方法,采用不同的核函数完成不同特征下的权值快速学习,可以较好地解决小样本、非线性、高维数的分类问题,并且具有良好的推广和泛化能力。

SVM 分类器作为本文识别模型,其决策函数为

$$h(\mathbf{x}) = \text{sign}(\boldsymbol{\omega}^* \mathbf{x} + b^*) = \text{sign} \left(\sum_{i=1}^N \alpha_i^* y_i k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) + b^* \right) \quad (15)$$

式中 $\boldsymbol{\omega}^*$ 、 \mathbf{x} ——权值行向量、测试样本特征向量

\mathbf{x}_i 、 y_i ——训练样本特征向量、类标签

α_i^* 、 b^* ——训练得到的拉格朗日参数、偏置

$k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x})$ ——非线性核函数

SVM 核函数中,径向基核函数^[22]沿径向对称,参数少于多项式核函数,正确率高于 Sigmoid 核函数,适用于样本与类标签的非线性问题,可作为本文识别模型的核函数。

2 试验结果与分析

本文对马铃薯早疫病、晚疫病、病毒病 3 类典型病害识别进行仿真,所选软件平台为 Matlab 2012、Windows 7;硬件平台为计算机,其处理器为 Intel(R) Core(TM) i3-3220(主频为 3.3 GHz)。试验采用交叉验证方式,按照 1:1 比例随机分配训练集与测试集,进行 20 次 SVM 模式识别,求取平均识别率。SVM 采用一对一投票策略,设置径向基核函数参数 $\sigma = 0.125$,错误代价系数 $C = 32$ 。

2.1 马铃薯病害图像自适应融合特征 SVM 识别结果

提取马铃薯典型病害图像的颜色、形状、纹理特征,采用本文图像特征融合方法,可得到病斑自适应特征。如表 1 所示,通过特征块选择,得到 RGB 颜色块 C_1 、几何量形状块 S_1 、1 层 HELM 纹理块 T_{31} 。PCA 主分量提取,分别得到 C_1 、 S_1 、 T_{31} 的 5、5、3 个主分量,其识别率下降较少,但总的特征维度下降了 9 个,总的融合特征识别率由 92.2% 上升为 93.6%。通过对 13 个主分量的加权融合,识别率为 95.2%,进一步提高了识别精度。

通过本文自适应特征融合方法,选择 13 个马铃薯病害加权主分量,并结合 SVM 分类器,具有一定的识别优势。

2.2 马铃薯病害图像自适应特征融合与识别比较试验

为验证本文自适应特征融合算法的有效性,试验采用了 PCA 降维、特征排序选择等自适应特征融合方法,进行 SVM 模式识别。PCA 降维方法分直接降维与特征块降维。PCA 直接降维方法是 124 个病害特征,分别降维到指定维度 13 以及最佳维度。最佳维度是指该数量的特征识别率最高。PCA 特征块降维方法是 124 个病害特征,分别降维到指定维度 13、最佳维度。特征排序选择方法也分直接排序选择与特征块排序选择。直接排序选择方法是将 124 个特征进行识别率从大到小排序,选择前 13 个指定维度特征以及前最佳维度特征。特征块排序选择方法是将特征块选择出来,然后按识别率大小进行 22 个特征排序,选择前 13 个指定维度特征以及前最佳维度特征。其识别效果如表 2 所示。为验证本文识别算法的有效性,试验利用 13 个自适应病害特征进行人工神经网络(ANN)以及贝叶斯(Bayes)模式识别。ANN^[23]网络结构为 3 层 BP,13 个输入层节点,10 个隐含层节点,3 个输出层节点,隐含层传递函数选择 Sigmoid 型。Bayes^[24]窗函数选择高斯窗,宽度设置为 0.1。其识别比较结果如表 2 所示。

从表 2 中可以看出,本文自适应特征融合算法识别马铃薯早疫病、晚疫病、病毒病,平均识别率分别为 94.3%、95.1%、97.5%,相比 PCA 直接降维、PCA 特征块降维、直接排序选择、特征块排序选择方法,不仅特征维度相对较小,而且识别率相对较高,总体识别率提高了 1.8 个百分点以上。对于不同模式识别方法,ANN 对病毒病、早疫病识别较高,Bayes 对早疫病、晚疫病识别较高,而本文识别算法对 3 种病害的识别率都为 94.3% 以上,总体识别率

表 1 马铃薯典型病害图像自适应融合特征 SVM 识别结果

Tab.1 SVM recognition results of adaptive fusion features for potato typical disease images

视觉特征	特征名称	特征块选择				PCA 降维				加权融合											
		特征块	平均维度	选择识别率/%	融合平均识别率/%	主向量维度	贡献率/%	平均识别率/%	主向量选择维度	融合平均识别率/%	特征块加值	主向量加值	融合维度	融合平均识别率/%							
颜色	RGB 颜色矩	C_1	9	79.8		3	95.1	58.1													
						4	98.2	70.2			0.354										
						5	99.0	78.3			0.277										
	HSV 颜色矩	C_2	9	75.6	C_1	6	99.4	80.7	5		0.348	0.200									
						7	99.8	81.8			0.123										
						8	99.9	82.4			0.046										
						9	100	79.8													
						形状	几何量	S_1	7	76.2		2	77.6	57.5					0.354		
												3	91.2	66.2			0.277				
中心距	S_2	7	50.5	S_1	92.2		4	94.9	70.8	5	93.6	0.332	0.200	13	95.2						
							5	97.7	74.7			0.123									
							6	99.0	75.6			0.046									
Hu 矩	S_3	7	53.0		7		100	76.2													
					空间域灰度共生矩阵特征		T_1	40	61.3	1	81.9	54.3									
						2				92.9	65.4			0.534							
						纹理				小波域高低频低阶矩	T_2	36	66.1	T_{31}	3	98.9	71.8	3		0.320	0.333
															4	99.6	72.6			0.133	
小波域 HELM 特征	T_{32}	12	73.6		5	99.9	74.1														
					T_{33}	18	74.2	6	100	73.0											

表 2 马铃薯典型病害自适应特征融合与识别方法比较结果

Tab.2 Comparison results of adaptive features fusion and recognition methods for potato typical disease

病害类型	测试数量	不同自适应特征融合方法的平均识别率/%														
		PCA 直接降维		PCA 特征块降维		直接排序选择		特征块排序选择		本文算法	ANN		Bayes		本文算法	
		指定维度	最佳维度	指定维度	最佳维度	指定维度	最佳维度	指定维度	最佳维度	最佳维度	平均识别率/%	运行时间/s	平均识别率/%	运行时间/s	平均识别率/%	运行时间/s
		13	11	13	14	13	17	13	16	13						
早疫病	51	91.2	91.5	93.5	91.3	85.8	89.6	91.6	92.5	94.3	91.9	1.39	90.0	0.164	94.3	0.232
晚疫病	57	93.0	94.2	94.1	96.8	89.9	92.9	93.8	94.1	95.1	90.5	1.55	86.5	0.184	95.1	0.259
病毒病	24	79.2	85.0	90.0	90.0	86.7	91.1	92.1	93.1	97.5	92.5	0.655	80.0	0.0773	97.5	0.109
总体	132	89.8	91.5	93.1	93.4	87.7	91.3	92.6	93.3	95.2	91.4	3.60	86.7	0.425	95.2	0.600

为 95.2%，比 ANN 提高了 3.8 个百分点，比 Bayes 提高了 8.5 个百分点。在运行时间方面，本文识别算法为 0.600 s，稍慢于 Bayes 的 0.425 s，但比 ANN 的 3.60 s 缩短了 3 s。

比较试验可以得出，本文自适应特征融合算法结合 SVM 快速识别模型，识别率高，运行时间短，可保证马铃薯典型病害图像识别的有效性。

3 结论

(1) 自然环境中的图像经中值滤波、K-means 聚类、区域填充与移除小对象，得到含内部病斑的叶片。利用 Hough 变换寻找叶缘潜在圆域，并结合超像素区域，得到完整叶片。通过二维 Otsu 法与形态学法分离出病斑区域，可为马铃薯病害图像特征提取奠定基础。

(2) 提取病斑图像的颜色、形状、纹理特征，进行 PCA 特征加权融合，得到 13 个互不相关的自适应融合特征，可有效刻画马铃薯典型病害。

(3) 不同的自适应融合算法进行马铃薯早疫病、晚疫病、病毒病的 SVM 识别，本文自适应特征融合算法相比 PCA 降维、特征排序选择等传统自适应方法，平均识别率至少提高了 1.8 个百分点。

(4) 13 个自适应融合特征采用不同的模式识别方法，本文识别算法平均识别率为 95.2%，相比 ANN、Bayes 的平均识别率，分别提高了 3.8 个百分点和 8.5 个百分点。与此同时，本文识别算法运行时间为 0.600 s，稍高于 Bayes 的 0.425 s，但比 ANN 的 3.60 s 缩短了 3 s，优势明显，可准确、快速地识别马铃薯典型病害。

参 考 文 献

- 1 吕金庆,尚琴琴,杨颖,等.马铃薯杀秧机设计优化与试验[J/OL].农业机械学报,2016,47(5):106-114. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20160515&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2016.05.015.
LÜ Jinqing, SHANG Qinqin, YANG Ying, et al. Design optimization and experiment on potato haulm cutter[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(5): 106-114. (in Chinese)
- 2 ZHANG H, FRITTS J E, GOLDMAN S A. Image segmentation evaluation; a survey of unsupervised methods[J]. Computer Vision & Image Understanding, 2008, 110(2): 260-280.
- 3 陈丽,王兰英.概率神经网络在玉米叶部病害识别中的应用[J].农机化研究,2011,33(6):145-148.
CHEN Li, WANG Lanying. Research on application of probability neural network in maize leaf disease identification[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2011, 33(6): 145-148. (in Chinese)
- 4 霍迎秋,唐晶磊,尹秀珍,等.基于压缩感知理论的苹果病害识别方法[J/OL].农业机械学报,2013,44(10):227-232. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20131036&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2013.10.036.
HUO Yingqiu, TANG Jinglei, YIN Xiuzhen, et al. Apple disease recognition based on compressive sensing[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(10): 227-232. (in Chinese)
- 5 田凯,张连宽,熊美东,等.基于叶片病斑特征的茄子褐纹病识别方法[J].农业工程学报,2016,32(增刊1):184-189.
TIAN Kai, ZHANG Liankuan, XIONG Meidong, et al. Recognition of phomopsis vexans in solanum melongena based on leaf disease spot features[J]. Transactions of the CSAE, 2016, 32(Suppl.1): 184-189. (in Chinese)
- 6 梁琨,杜莹莹,卢伟,等.基于高光谱成像技术的小麦籽粒赤霉病识别[J/OL].农业机械学报,2016,47(2):309-315. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20160241&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2016.02.041.
LIANG Kun, DU Yingying, LU Wei, et al. Identification of fusarium head blight wheat based on hyperspectral imaging technology[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(2): 309-315. (in Chinese)
- 7 PUJARI J D, YAKKUNDIMATH R, BYADGI A S. Automatic fungal disease detection based on wavelet feature extraction and PCA analysis in commercial crops[J]. International Journal of Image Graphics & Signal Processing, 2013, 6(1): 24-31.
- 8 PECHENIZKIY M, PUURONEN S, TSYMBAL A. The impact of sample reduction on PCA-based feature extraction for supervised learning[C]//ACM Symposium on Applied Computing, DBLP, 2006: 553-558.
- 9 GULHANE V A, KOLEKAR M H. Diagnosis of diseases on cotton leaves using principal component analysis classifier[C]//2014 Annual IEEE India Conference, 2014: 1-5.
- 10 翟治芬,徐哲,周新群,等.基于朴素贝叶斯分类器的棉花盲椿象危害等级识别[J].农业工程学报,2015,31(1):204-211.
ZHAI Zhifen, XU Zhe, ZHOU Xinqun, et al. Recognition of hazard grade for cotton blind stinkbug based on naive bayesian classifier[J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(1): 204-211. (in Chinese)
- 11 濮永仙.基于病斑特征融合的烟草病害图像检索方法[J].河南农业科学,2015,44(2):71-76.
PU Yongxian. Image searching method of tobacco disease based on disease spot feature fusion[J]. Journal of Henan Agricultural Sciences, 2015, 44(2): 71-76. (in Chinese)
- 12 CHEN D, CUI D W, WANG C X. Weighted fuzzy C-means clustering based on double coding genetic algorithm[C]//International Conference on Intelligent Computing, ICIC 2006, Springer Berlin Heidelberg, 2006: 622-633.
- 13 李超,彭进业,张善文.基于特征融合与局部判别映射的苹果叶部病害识别方法[J].广东农业科学,2016,43(10):134-139.
LI Chao, PENG Jinye, ZHANG Shanwen. Apple leaf disease recognition based on feature fusion and local discriminant projection[J]. Guangdong Agricultural Sciences, 2016, 43(10): 134-139. (in Chinese)
- 14 LUO Y, ZHANG T, ZHANG Y. A novel fusion method of PCA and LDP for facial expression feature extraction[J]. Optik-International Journal for Light and Electron Optics, 2016, 127(2): 718-721.
- 15 霍迎秋,秦仁波,邢彩燕,等.基于CUDA的并行K-means聚类图像分割算法优化[J/OL].农业机械学报,2014,45(11):47-53. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20141108&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2014.11.008.
HUO Yingqiu, QIN Renbo, XING Caiyan, et al. CUDA-based parallel K-means clustering algorithm[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(11): 47-53. (in Chinese)
- 16 GOPALAKRISHNAN A, ALMAZROA A, RAAHEMIFAR K, et al. Optic disc segmentation using circular Hough transform and curve fitting[C]//International Conference on Opto-Electronics and Applied Optics, IEEE, 2015: 1-4.
- 17 WANG H Y, PAN D L, XIA D S. A fast algorithm for two-dimensional Otsu adaptive threshold algorithm[J]. Journal of Image & Graphics, 2005, 33(9): 968-971.
- 18 YU X, LIU S, DONG W, et al. Image retrieval method based on fusion of edge features and RGB color component[J]. International Journal of Multimedia & Ubiquitous Engineering, 2014, 9(10): 243-250.
- 19 CHAKI J, PAREKH R, BHATTACHARYA S. Recognition of whole and deformed plant leaves using statistical shape features and neuro-fuzzy classifier[C]//International Conference on Recent Trends in Information Systems, IEEE, 2015: 189-194.
- 20 ANBARJAFARI G, DEMIREL H. Image super resolution based on interpolation of wavelet domain high frequency subbands and the spatial domain input image[J]. ETRI Journal, 2010, 32(3): 390-394.
- 21 VALLIAMMAL N, GEETHALAKSHMI S N. Efficient feature fusion, selection and classification technique for plant leaf image retrieval system[C]//International Conference on Computational Science, Engineering and Information Technology, ACM, 2012: 132-137.
- 22 ABDILLAH A A, SUWARNO. Diagnosis of diabetes using support vector machines with radial basis function kernels[J]. International Journal of Technology, 2016, 7(5): 849-858.
- 23 JIANG J. BP neural network algorithm optimized by genetic algorithm and its simulation[J]. International Journal of Computer Science Issues, 2013, 10(2): 516-520.
- 24 CARLIN B P, LOUIS T A. Bayes and empirical Bayes methods for data analysis[J]. Statistics and Computing, 1997, 7(2): 153-154.