

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.09.003

小波域马铃薯典型虫害图像特征选择与识别

肖志云 刘 洪

(内蒙古工业大学电力学院, 呼和浩特 010080)

摘要: 为准确、快速地识别马铃薯典型虫害,提出了一种基于小波域的马铃薯典型虫害特征提取与识别方法。该方法以自然环境下的马铃薯虫害分割图像为对象,提取小波域高斯空间模型的高频协方差阵特征值与低频低阶矩(HELM)的12个不变纹理特征、空间域Hu不变矩的4个形状特征,进行支持向量机(SVM)的虫害分类识别。通过对8类典型虫害的识别,试验结果表明:在SVM识别方法下,本文HELM特征提取方法,相比传统纹理特征提取方法,在特征计算量不增加的同时,平均识别率至少提高了17个百分点;在HELM特征与Hu矩特征下,本文SVM的运行时间为0.481 s,比人工神经网络快了近2 s,平均识别率为97.5%,比人工神经网络、贝叶斯分类器识别率提高了至少6个百分点,有明显的识别优势。

关键词: 马铃薯虫害; 小波域; 高斯空间模型; 特征选择; 图像识别; 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)09-0024-08

Features Selection and Recognition of Potato Typical Insect Pest Images in Wavelet Domain

XIAO Zhiyun LIU Hong

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

Abstract: In order to recognize potato typical insect pests accurately and quickly, a new feature extraction and recognition method based on wavelet and space domain was proposed. The processing object in the method was the segmented image of insect pests separated from complex background by the two-dimensional Otsu method and morphological method. Aiming at the processing object, totally 12 invariant texture features of high frequency covariance matrix eigenvalues and low frequency lower order moments (HELM) were extracted from the high frequency images in the horizontal, vertical and diagonal directions, forming a Gaussian space model, and from low frequency image decomposed by sym8 wavelet function. Meanwhile, 4 Hu moments with invariant shape features were extracted from the binary image of the processing object. As thus, 16 pest features were put into support vector machine (SVM), and the results of insect pest classification could be obtained. For SVM classifier, the One-vs-One voting strategy was adopted, and the parameters, including radial basis kernel function parameter, error cost coefficient and relaxation coefficient were set to 0.012 5, 60 and 0.001, respectively. By the classification of 8 kinds of pests, on the one hand, using the same SVM method, the test results showed the effectiveness of proposed HELM feature extraction. Texture features in wavelet domain were traditionally related to single scale low frequency lower order moments (SLM), including the mean, variance and the third order moment of low frequency image, multiscale low frequency lower order moments (MLM), multiscale high frequency lower order moments and low frequency lower order moments (HMLM), and LBP features for the low frequency image. Texture features in space domain were traditionally related to LBP, PCA and features based on gray-level co-occurrence matrix (GLCM). Compared with SVM recognition rates of the traditional texture features in wavelet domain and space domain, it was found that the proposed HELM feature had a higher recognition rate which were increased by at least 17 percentage points. In addition, the proposed HELM feature had moderate run time of 11.7 s containing from features extraction of 210 pest images to SVM classification of 8 kinds of typical pests. On the other hand, using the same HELM

收稿日期: 2017-05-17 修回日期: 2017-06-23

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

features and Hu moments, the test results showed the effectiveness of the proposed SVM recognition. For artificial neural network (ANN), three layers BP network structure was constructed and the sigmoid transfer function of hidden layer was selected. For Bayes classifier, Gaussian window function was used for estimating probability density. Compared with ANN run time, containing from the train for 105 pest images to the test for 105 pest images, the run time of the proposed SVM was 0.481 s, nearly 2 s less than ANN. Meanwhile, compared with ANN and Bayes recognition rates, the proposed SVM recognition rate was 97.5%, increasing at least 6 percentage points.

Key words: potato insect pests; wavelet domain; Gaussian space model; feature selection; image recognition; support vector machine(SVM)

引言

近几年中国马铃薯种植面积逐年增加,马铃薯已经成为重要的粮食兼用作物^[1]。我国马铃薯种植广泛,内蒙古地处北纬 $37^{\circ} \sim 54^{\circ}$ 之间,是马铃薯天然优势生产区。中部阴山沿麓的乌兰察布市,马铃薯种植面积占全区40%左右,享有中国“薯都”之称。然而,由于种植环境复杂多变,马铃薯在生长过程中,极易受到多种虫害的影响。目前,虫害监测、分类与统计主要由人工完成,劳动强度大、人力成本高、工作效率低。这样一来,虫害就不能及时预防与处理,导致马铃薯减产,经济受损。因此,实时监测马铃薯生长状况,并准确快速识别虫害类别成为迫切需求^[2]。

随着计算机技术和农业信息化发展,国内外学者运用机器视觉技术,在农作物虫害识别方面进行了大量的研究。VANHARA等^[3]基于神经网络分类器,利用16个形态学特征识别了5种寄生蝇昆虫,识别率在88%以上。LARIOS等^[4]开发了一种石蝇自动分类系统,该系统利用3种局部特征检测方法检测目标特征点,通过分析比较,选择SIFT方法^[5]检测到的特征,对Calineuria、Doroneuria、Hesperoperla和Yoraperla 4种石蝇进行分类,准确率达82%。邹修国等^[6]提取稻飞虱的7个Krawtchouk矩,进行BP神经网络分类,其识别率达到91.7%。VENUGOBAN等^[7]提取水稻虫害HOG^[8]与SURF^[9]大量关键点,进行SVM分类,识别率约为90%。韩瑞珍^[10]提取田间害虫颜色、形态、纹理等35个底层视觉特征,通过蚁群算法降维到29个,SVM识别率提高到89.5%。谢成军等^[11]采用稀疏编码与空间金字塔相结合的特征提取方法,进行35种大田虫害的SVM分类,相比颜色直方图、LBP纹理、形状特征提取方法,识别率均提高了9%以上。

但是,国内外病虫害自动检测与识别技术还处于发展阶段,多数研究的虫害识别精度与速度不能兼顾。因此,本文将采用自然环境下的马铃薯虫害

图像,利用二维Otsu法与形态学方法分离背景与虫害,提取虫害图像小波域HELM纹理特征与空间域Hu矩形状特征,进行SVM虫害分类,进而提高马铃薯虫害识别精度。

1 材料与方法

1.1 马铃薯典型虫害类型

本文在自然环境条件下,固定镜头采集210幅马铃薯虫害图像,并对采集的图像进行处理,分辨率统一为200像素 \times 220像素。马铃薯典型虫害类别数量为8,在每类样本中,虫害目标有大有小,朝向、位置、姿态不同,颜色与背景也有差异。8类马铃薯虫害分别为大甲虫、地老虎、28星瓢虫、金针虫、马铃薯块茎蛾、温室白粉虱、蚜虫、蝼蛄,其形态如图1所示。从图1中可以看出,地老虎与28星瓢虫、马铃薯块茎蛾与蝼蛄颜色相近;大甲虫与28星瓢虫、地老虎与金针虫形状相似。

1.2 基于二维Otsu与形态学的虫害图像分割

为准确地提取目标特征,保证目标识别的可靠性,需要最大限度地减少无关的信息。自然环境中采集的虫害图像,通常会受到一定程度的噪声干扰,加上图像背景的复杂性,要提取清晰而准确的目标,需要进行滤波、目标与背景分离等操作。

根据虫害图像的特点,本文采用图2所示流程进行虫害图像分割。首先,将虫害图像变换到HSI颜色空间,对I通道进行中值滤波,可取得较好的清晰效果。其次,将滤波图像变换到Lab颜色空间,对a通道进行二维Otsu法分割^[12],可有效抵抗干扰,正确分割。然后,利用形态学算法对分割图像进行处理,可分离出目标。最后,利用虫害分离二值图像与RGB原彩色图像级联,可提取虫害目标。

如图3所示,由部分虫害分割结果可以看出,由于虫害目标与背景颜色具有相似性,虫害目标边缘存在分割不足与分割过多情况。但是,虫害目标的大部分区域被分割出来,其效果较好,可作为马铃薯虫害特征提取的目标。

1.3 马铃薯虫害图像特征提取

针对以上虫害分割图像,本文可提取虫害目标



图1 马铃薯典型虫害类型

Fig. 1 Types of potato typical insect pests



图2 虫害图像分割流程

Fig. 2 Segmentation process of insect pest images



图3 部分虫害分割结果

Fig. 3 Segmentation results of partial insect pests

的纹理、颜色与形状特征,进而根据特征的识别率,选择合适的虫害特征。

1.3.1 小波域纹理特征提取

纹理是人类识别物体的重要特征,它体现了物体局部的分布规律^[13]。目前,纹理特征提取方法主要有统计方法、模型方法、结构方法和信号处理方法^[14]。但是,这些方法一方面利用少量特征无法很好地刻画物体,识别率偏低。另一方面,为了追求高识别率,增大特征维度,极大地增加了计算复杂度。基于此,本文提出了一种小波域 HELM 特征提取方法。

如图4所示,虫害灰度图像经小波多尺度分解得到低频与高频部分。低频部分表达图像主要信息,高频部分刻画了水平、垂直、对角细节信息。分

解后,高频子带之间存在相关性^[15],且3个子带系数都近似服从高斯概率分布,可建立一个三维变量的高斯概率空间

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

其中

$$\boldsymbol{\Sigma} = \frac{1}{mn} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (\mathbf{x}(i,j) - \boldsymbol{\mu})(\mathbf{x}(i,j) - \boldsymbol{\mu})^T \quad (2)$$

式中 d ——空间变量维数,取为3

\mathbf{x} ——高频子带变量,即 $\mathbf{x} = (x_h, x_v, x_d)$

$\boldsymbol{\mu}$ ——均值向量,即 $\boldsymbol{\mu} = (\mu_h, \mu_v, \mu_d)$

$\boldsymbol{\Sigma}$ ——协方差矩阵

m, n ——图像的高度、宽度

均值向量计算公式为

$$\boldsymbol{\mu}_s = \frac{1}{mn} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \mathbf{x}_s(i,j) \quad (s \in (h, v, d)) \quad (3)$$

式中 \mathbf{x}_s ——子带变量

协方差矩阵通常表示为

$$\boldsymbol{\Sigma} = \begin{bmatrix} \sigma_h^2 & \rho_{h,v} \sigma_h \sigma_v & \rho_{h,d} \sigma_h \sigma_d \\ \rho_{v,h} \sigma_v \sigma_h & \sigma_v^2 & \rho_{v,d} \sigma_v \sigma_d \\ \rho_{d,h} \sigma_d \sigma_h & \rho_{d,v} \sigma_d \sigma_v & \sigma_d^2 \end{bmatrix} \quad (4)$$

其中

$$\sigma_s = \sqrt{\sigma_s^2} \quad (s \in (h, v, d)) \quad (5)$$

$$\sigma_s^2 = \frac{1}{mn} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (\mathbf{x}_s(i,j) - \boldsymbol{\mu}_s)^2 \quad (6)$$

$$\rho_{p,q} = \frac{\text{cov}(p,q)}{\sigma_p \sigma_q} \quad (p, q \in (h, v, d) \text{ 且 } p \neq q) \quad (7)$$

$$\text{cov}(p,q) = \frac{1}{mn} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (x_p(i,j) - \mu_p)(x_q(i,j) - \mu_q) \quad (8)$$

式中 σ_s, σ_s^2 ——变量标准差、方差

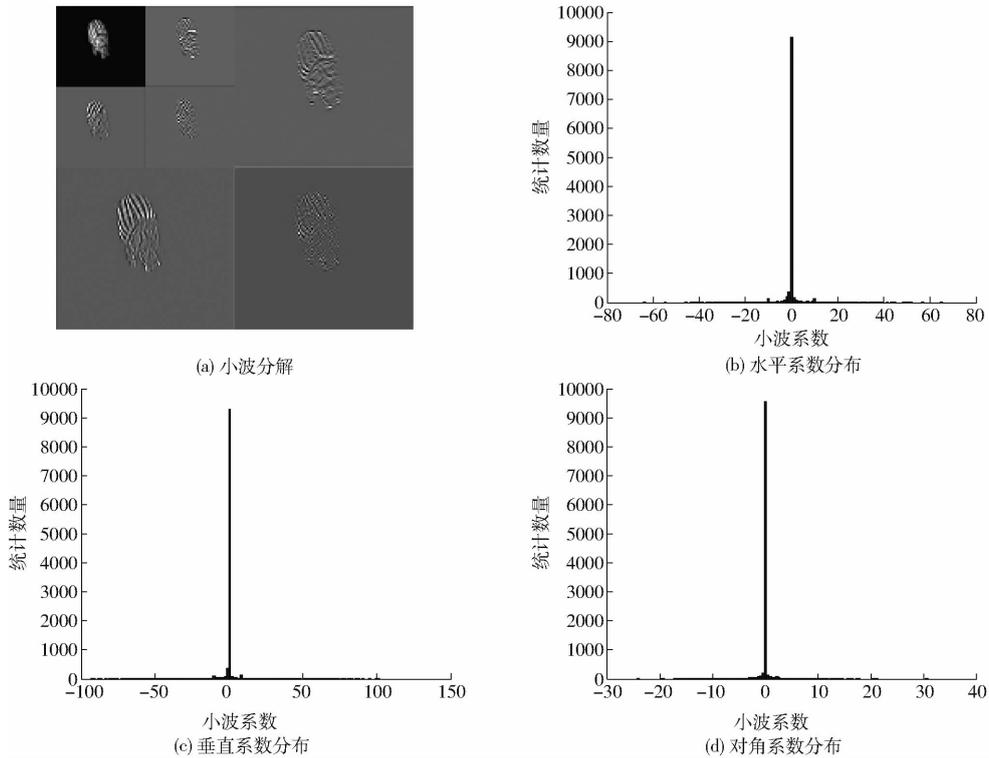


图 4 虫害图像小波分解结果

Fig. 4 Wavelet decomposition results of insect pest images

$\rho_{p,q}$ ——变量间相关系数

$cov(p,q)$ ——变量间协方差

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

$$(\Sigma - \lambda_k I) \mathbf{y} = 0 \quad (9)$$

式中 I —— 3×3 单位矩阵

\mathbf{y} —— 3×1 高频子带特征向量

求解齐次方程的解可以转换为求行列式的解

$$|\Sigma - \lambda_k I| = \begin{vmatrix} \sigma_h^2 - \lambda & \rho_{h,v} \sigma_h \sigma_v & \rho_{h,d} \sigma_h \sigma_d \\ \rho_{v,h} \sigma_v \sigma_h & \sigma_v^2 - \lambda & \rho_{v,d} \sigma_v \sigma_d \\ \rho_{d,h} \sigma_d \sigma_h & \rho_{d,v} \sigma_d \sigma_v & \sigma_d^2 - \lambda \end{vmatrix} = 0 \quad (10)$$

利用式(9)或式(10)可求得协方差阵特征值, 并将其作为高频特征。可以证明, 这种高频特征具有平移、旋转等不变性。

同一个目标的不同位置、朝向等可能会改变协方差阵, 但协方差阵之间是相似的。假设协方差阵 Σ_1 与 Σ_2 相似, 则一定存在非奇异矩阵 P, Q , 对角阵 Λ , 使得

$$\begin{cases} \Sigma_1 = P^{-1} \Sigma_2 P \\ \Lambda = Q^{-1} \Sigma_1 Q \end{cases} \quad (11)$$

其中

$$\Lambda = \begin{bmatrix} \lambda_h & & \\ & \lambda_v & \\ & & \lambda_d \end{bmatrix} \quad (12)$$

式(11)表明, 相似矩阵之间可通过矩阵变换相互表示, 又可以通过线性变换成为对角阵。这说明目标尽管存在位置、朝向等不同, 但协方差阵特征值是保持近似相等的。因此, 本文将协方差阵特征值作为高频特征, 在一定位置、朝向等变化范围内具有近似不变性。

本文除了提取协方差阵特征值的高频特征 HE 外, 还需要提取低频图像的均值、方差、三阶矩的不变特征 LM, 共同组合成 HELM 纹理特征。

1.3.2 空间域颜色与形状特征提取

HSV 颜色模型^[16]是人们从调色板或颜色轮中挑选出来的彩色模型之一, 它比 RGB 更接近于人们的经验以及对色彩的感知。因此, 利用 HSV 颜色模型, 提取虫害目标区域 H, S, V 分量的均值、方差、三阶矩作为颜色特征。

形状是人类感知目标的一个重要参数, 形态特征通过数学描述的方法来刻画事物。常用的描述符有点描述符、边界描述符与区域描述符^[17]。根据虫害特点, 本文提取分割二值图像目标区域的面积、周长、紧凑度几何量以及 Hu 不变矩区域描述符, 作为形状特征。

1.4 马铃薯虫害图像识别

SVM 模式识别方法, 是在统计学习理论的基础上发展起来的学习算法^[18], 它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。因此,本文采用SVM分类器作为马铃薯典型虫害识别模型。

假设 (\mathbf{x}_i, y_i) 是由2个类别组成的训练样本集,其中 \mathbf{x}_i 为第*i*个输入样本, y_i 是第*i*个输出类别。若 $\mathbf{x}_i \in \mathbf{R}^D$ 为第1类, $y_i = 1$;若 $\mathbf{x}_i \in \mathbf{R}^D$ 为第2类, $y_i = -1$ 。

现需一个决策函数尽可能地将这些数据正确地分成2类,假设存在1个*D*维超平面

$$\boldsymbol{\omega} \cdot \mathbf{x} + b = 0 \quad (13)$$

使得训练集为线性可分,即

$$\begin{cases} \boldsymbol{\omega} \cdot \mathbf{x}_i + b \geq 1 & (y_i = 1 (i = 1, 2, \dots, N)) \\ \boldsymbol{\omega} \cdot \mathbf{x}_i + b \leq -1 & (y_i = -1 (i = 1, 2, \dots, N)) \end{cases} \quad (14)$$

式中 $\boldsymbol{\omega} \cdot \mathbf{x}_i$ ——*D*维行向量与*D*维输入列向量内积
b——偏置

样本与超平面正规化距离 $d = \frac{\|\boldsymbol{\omega} \cdot \mathbf{x} + b\|}{\|\boldsymbol{\omega}\|} = \frac{1}{\|\boldsymbol{\omega}\|}$,而要想得到最优分类超平面,就得使*d*最大化,其等效目标为

$$\begin{cases} J(\boldsymbol{\omega}) = \min \left(\frac{1}{2} \|\boldsymbol{\omega}\|^2 + C \sum_{i=1}^N \zeta_i \right) \\ y_i (\boldsymbol{\omega} \cdot \mathbf{x}_i + b) \geq 1 - \zeta_i \quad (\zeta_i \geq 0) \end{cases} \quad (15)$$

式中 ζ_i ——非负松弛因子

C——错误代价系数

对式(15)引入拉格朗日乘数 α_i, β_i ,可转换为

$$\begin{aligned} L(\boldsymbol{\omega}, b, \zeta, \alpha_i, \beta_i) = \\ \min \left(\frac{1}{2} \|\boldsymbol{\omega}\|^2 + C \sum_{i=1}^N \zeta_i - \sum_{i=1}^N \beta_i \zeta_i - \sum_{i=1}^N \alpha_i [y_i (\boldsymbol{\omega} \cdot \mathbf{x}_i + b) - 1 + \zeta_i] \right) \quad (16) \end{aligned}$$

对以上分量求导并考虑非线性映射,得到决策函数为

$$\begin{aligned} h(\mathbf{x}) = \text{sign}(\boldsymbol{\omega}^* \cdot \mathbf{x} + b^*) = \\ \text{sign} \left(\sum_{i=1}^N \alpha_i^* y_i k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) + b^* \right) \quad (17) \end{aligned}$$

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

α_i^*, b^* ——最优拉格朗日参数、最优偏置

若 $k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) = \mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}$,则 $h(\mathbf{x})$ 就退化为线性映射决策函数;若 $k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) \neq \mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}$,则 $h(\mathbf{x})$ 为非线性映射决策函数,决策面为最优超曲面。

核函数常用类型有线性核函数、多项式核函数、径向基核函数^[19]、Sigmoid核函数等。径向基核函数沿径向对称,相比多项式核函数参数少,相比Sigmoid核函数正确率高,可很好地解决样本与类标签之间的非线性问题。因此,对于马铃薯典型虫害

样本,选择径向基核函数作为本文识别模型的核函数。

2 马铃薯典型虫害图像特征识别结果

对马铃薯典型虫害识别进行仿真,所选软件平台为Matlab 2012、Windows 7;硬件平台为计算机,Intel(R)Core(TM)i3主频为3.3 GHz的处理器。试验训练集与测试集的数量都为105,分类数量为8,采用交叉验证方式进行20次随机SVM模式识别,求取平均识别率。其中,SVM采用一对一投票策略^[20],设置径向基核函数参数 $\sigma = 0.0125$,错误代价系数 $C = 60$,松弛系数 $\zeta = 0.001$ 。

2.1 马铃薯典型虫害图像特征选择

通过马铃薯典型虫害分割图像,提取虫害目标纹理、颜色、形状特征。对于纹理,利用sym8小波进行虫害灰度图像分解,可提取多尺度HELM特征。对于颜色,提取目标区域HSV颜色模型中*H*、*S*、*V*分量的均值、方差、三阶矩。对于形状,提取目标区域的面积(*A*)、周长(*P*)、紧凑度(*C*)几何量以及Hu不变矩(*H1*~*H7*),其特征识别效果如表1所示。

表1中,HE*a*~*b*+LM*c*~*d*表示小波分解第*a*层到第*b*层高频协方差阵特征值与第*c*层到第*d*层低频低阶矩。可以看出,随着分解尺度加深,HELM特征可取得较高识别率,但维度较大,计算复杂度大大增加。通过比较与分析,第1层低频低阶矩刻画虫害的能力最强,第2层与第3层分解的HELM特征识别率上升最快。因此,本文选择HE1~3+LM1特征,即3层小波分解的高频协方差特征值与第1层分解的低频低阶矩,作为虫害的12个HELM纹理特征,不仅冗余信息相对较少,特征维度较少,而且识别率为92.3%。同样可以发现,表1中颜色特征刻画虫害能力不强,其原因在于马铃薯虫害样本中,同类虫害颜色有差异,不同类虫害颜色相似较多。几何形状特征刻画能力不强,其原因在于同类虫害目标有大有小,姿态、朝向有差异。Hu不变矩表征虫害图像的全局不变特性,由于7个Hu不变矩并不是正交分量,存在相关性,经比较与分析,选择H1、H2、H3、H6分量矩作为虫害的4个形状特征。12个HELM特征组合4个Hu矩特征,其SVM识别率为97.5%,相比22个HSV、Hu与HELM组合特征的95.4%,不仅识别率高,而且特征维度低。

通过颜色、形状、纹理特征识别率比较,本文选择12个HELM纹理特征与4个Hu分量矩形状特征,并结合SVM分类器,具有一定的识别优势。

表 1 马铃薯典型虫害图像特征选择
Tab.1 Features selection of potato typical insect pest images

视觉特征	特征名称	分量组合	维度	平均识别率/%
纹理	HELM 特征	HE1 + LM1	6	68.3
		HE1 ~ 2 + LM1	9	85.5
		HE1 ~ 2 + LM2	9	84.3
		HE1 ~ 2 + LM1 ~ 2	12	87.6
		HE1 ~ 3 + LM1	12	92.3
		HE1 ~ 3 + LM2	12	91.6
		HE1 ~ 3 + LM3	12	91.1
		HE1 ~ 3 + LM1 ~ 2	15	92.6
		HE1 ~ 3 + LM1 ~ 3	18	93.8
		HE1 ~ 4 + LM1 ~ 3	21	94.8
HE1 ~ 4 + LM1 ~ 4	24	95.7		
HE1 ~ 5 + LM1 ~ 3	24	96.9		
HE1 ~ 5 + LM1 ~ 5	30	97.3		
颜色	HSV 颜色矩	$H + S + V$	9	46.6
		$H + S$	6	45.8
形状	几何量 + Hu 矩	$A + P + C + H1 \sim 7$	10	81.8
		H1 ~ 7	7	78.3
		H1 ~ 6	6	77.3
		H1 ~ 5	5	67.8
		H1 ~ 4, 6	5	74.8
		H1 ~ 3, 6	4	73.5
		H1 ~ 2, 4, 6	4	72.5
		H1, 2, 6	3	67.8
		H1, 3, 6	3	64.2
H2, 3, 6	3	62.6		
颜色 + 纹理	HSV + HELM	$H, S, V + HELM$	21	89.4
		$H, S + HELM$	18	90.2
形状 + 纹理	几何量 + Hu 矩 + HELM	$A, P, C + H1 \sim 7 + HELM$	22	96.6
		H1 ~ 7 + HELM	19	96.1
颜色 + 形状 + 纹理	HSV + Hu 矩 + HELM	H1 ~ 3, 6 + HELM	16	97.5
		$H, S + H1 \sim 3, 6 + HELM$	22	95.4

2.2 马铃薯典型虫害特征与识别比较

为验证本文 HELM 特征提取的有效性, 试验还提取了传统小波域单尺度低频低阶矩 (SLM)、多尺度低频低阶矩 (MLM)、多尺度高频低阶矩与低频低阶矩^[21] (HMLM)、低频 LBP 特征与空间域 LBP^[22]、PCA^[23]、基于灰度共生矩阵的纹理特征^[24] (GLCM) 进行 SVM 识别, 其特征比较结果如表 2 所示。为验

证本文算法识别的有效性, 试验还利用 16 个虫害特征进行人工神经网络 (ANN)、贝叶斯 (Bayes) 模式识别。ANN 为 3 层 BP 网络结构^[25], 输入层节点数 16 个, 隐含层节点数 12 个, 输出层节点数 8 个, 隐含层传递函数采用 Sigmoid 型^[26]。Bayes^[27] 采用 Parzon 高斯窗函数^[28], 窗宽度为 0.1。其识别比较结果如表 3 所示。

表 2 马铃薯典型虫害特征比较结果
Tab.2 Comparison results of potato typical insect pest features

纹理特征	小波域特征												空间域特征				本文特征		
	SLM			MLM				HMLM					LBP81	LBP82	LBP81	LBP82		PCA	GLCM
分解层数	1	2	3	1	2	3	4	1	2	3	4	1	1	0	0	0	0	0	3
维度	3	3	3	3	6	9	12	12	24	36	48	59	59	59	59	12	12	12	12
平均识别率/%	51.1	48.6	42.1	51.1	55.1	66.9	71.0	58.1	66.0	74.5	77.5	71.0	73.9	67.2	75.1	49.2	71.8	92.3	92.3
运行时间/s	5.25	6.37	7.05	5.25	6.77	7.24	7.56	10.41	13.52	14.90	15.72	11.84	12.52	30.91	32.22	2.72	6.04	11.70	11.70

表3 马铃薯典型虫害识别率比较结果

Tab.3 Comparison results of potato typical insect pest recognition

%

算法	虫害类型(测试数量)								总体
	大甲虫 (12)	地老虎 (9)	二十八星瓢虫 (27)	金针虫 (15)	蝼蛄 (12)	马铃薯块茎蛾 (12)	温室白粉虱 (12)	蚜虫 (6)	
ANN	91.9	92.7	95.0	98.0	87.8	86.9	93.6	76.6	91.5
Bayes	97.9	98.9	85.0	98.0	98.3	85.0	77.1	95.0	90.7
本文算法	98.3	100	95.9	99.0	94.2	99.6	97.5	98.3	97.5

表2中,SLM取每层分解低频图像的均值、方差与三阶矩的低阶矩,MLM在SLM基础上取多尺度低阶矩,HMLM又在MLM基础上考虑了高频低阶矩。小波域LBP81、LBP82取低频图像LBP(8,1)、LBP(8,2)纹理特征,其中(8,1)、(8,2)表示半径为1、2的8圆邻域。空间域LBP81、LBP82表示利用灰度级空间关系的LBP(8,1)、LBP(8,2)纹理特征,PCA表示基于灰度级数进行降维的主分量纹理特征,GLCM表示基于灰度共生矩阵的0°、45°、90°方向上能量、惯性、熵、相关性纹理特征。通过比较,本文特征识别运行时间为11.70s,平均识别率为92.3%,相比传统小波域、空间域纹理特征,时间复杂度不大,平均识别率至少提高了17个百分点。

表3中,ANN对蚜虫、马铃薯块茎蛾等识别效果较差;Bayes对温室白粉虱、28星瓢虫等识别效果较差。然而,本文算法对每类虫害样本的识别率都在94.2%以上,总体样本识别率为97.5%,相较于ANN、Bayes识别率提高了至少6个百分点。同时,本文算法的运行时间为0.481s,稍慢于Bayes的

0.211s,但比ANN的2.480s快了近2s。

比较试验可以得出,本文特征识别率相比传统纹理特征高;本文算法运行时间相比ANN短,识别率相比ANN、Bayes高。

3 结论

(1)自然环境中的图像经中值滤波、二维Otsu法与形态学分割后,提取出虫害目标,可为虫害特征提取奠定基础。

(2)虫害分割图像进行小波分解,提取多尺度不变HELM纹理特征,可在一定程度上克服目标平移、旋转等问题。

(3)通过比较传统纹理特征的识别速度与精度,发现本文HELM特征在计算量不大的情况下,平均识别率至少提高了17个百分点。

(4)HELM纹理特征与Hu矩形状特征进行模式识别,本文算法的运行时间为0.481s,比ANN缩减了近2s;平均识别率为97.5%,相比ANN的91.5%、Bayes的90.7%,优势明显,可准确、快速地识别马铃薯典型虫害。

参 考 文 献

- 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.jcsam.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.
- LV 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)
- 胡秋霞.基于图像分析的植物叶部病害识别方法研究[D].杨凌:西北农林科技大学,2013.
- HU Qiuxia. Plant leaf disease recognition based on image analysis[D]. Yangling: Northwest A&F University, 2013. (in Chinese)
- VANHARA J, MURARIKOVA N, MALENOVSKY I, et al. Artificial neural networks for fly identification: a case study from the genera *Tachina* and *Ectophasia* (Diptera, Tachinidae)[J]. *Biologia*, 2007, 62(4): 462-469.
- LARIOS N, DENG H, ZHANG W, et al. Automated insect identification through concatenated histograms of local appearance features; feature vector generation and region detection for deformable objects[J]. *Machine Vision and Applications*, 2008, 19(2): 105-123.
- LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2): 91-110.
- 邹修国,丁为民,刘德营,等.基于4种不变矩和BP神经网络的稻飞虱分类[J].农业工程学报,2013,29(18):171-178.
- ZOU Xiuguo, DING Weimin, LIU Deying, et al. Classification of rice planthopper based on invariant moments and BP neural network[J]. *Transactions of the CSAE*, 2013, 29(18): 171-178. (in Chinese)
- VENUGOBAN K, RAMANAN A. Image classification of paddy field insect pests using gradient-based features[J]. *International Journal of Machine Learning & Computing*, 2014, 4(1): 1-5.
- HUANG Y, YANG H, HUANG P. Action recognition using HOG feature in different resolution video sequences[C]//International

- Conference on Computer Distributed Control and Intelligent Environmental Monitoring, 2012; 85 – 88.
- 9 HAN T, ZHAO Y, LIU S. Spatially constrained SURF feature point matching for UAV images[J]. Journal of Image & Graphics, 2013, 18(6): 669 – 676.
- 10 韩瑞珍. 基于机器视觉的农田害虫快速检测与识别研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2014.
HAN Ruizhen. Reserch on detection and identification of field pests based on machine vision [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2014. (in Chinese)
- 11 谢成军, 李瑞, 董伟, 等. 基于稀疏编码金字塔模型的农田害虫图像识别[J]. 农业工程学报, 2016, 32(17): 144 – 151.
XIE Chengjun, LI Rui, DONG Wei, et al. Recognition for insects via spatial pyramid model using sparse coding[J]. Transactions of the CSAE, 2016, 32(17): 144 – 151. (in Chinese)
- 12 薛延学, 刘敏, 马思欣, 等. 复杂背景下基于二维 OTSU 和肤色分割结合的掌纹图像分割方法[J]. 西安理工大学学报, 2015, 31(3): 353 – 359.
XUE Yanxue, LIU Min, MA Sixin, et al. Palmprint image segmentation in complex background based on 2-D OTSU and skin color segmentation[J]. Journal of Xi'an University of Technology, 2015, 31(3): 353 – 359. (in Chinese)
- 13 戴金波. 基于视觉信息的图像特征提取算法研究[D]. 长春: 吉林大学, 2013.
DAI Jinbo. Algorithms of feature extraction based on visual information[D]. Changchun: Jilin University, 2013. (in Chinese)
- 14 刘丽, 匡纲要. 图像纹理特征提取方法综述[J]. 中国图像图形学报, 2009, 14(4): 622 – 635.
- 15 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.
- 16 毕智健, 张若宇, 齐妍杰, 等. 基于机器视觉的番茄成熟度颜色判别[J]. 食品与机械, 2016, 32(12): 133 – 136.
- 17 郑寇全, 杨文静, 张继周, 等. 基于 ZM 相特征描述符的图像配准方法[J]. 计算机应用研究, 2017, 34(1): 279 – 282.
ZHENG Kouquan, YANG Wenjing, ZHANG Jizhou, et al. Method of image vegetation based on ZM phase feature description [J]. Application Reserch of Computers, 2017, 34(1): 279 – 282. (in Chinese)
- 18 范昕炜. 支持向量机算法的研究及其应用[D]. 杭州: 浙江大学, 2003.
FAN Xinwei. Support vector machine and its application[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2003. (in Chinese)
- 19 ABDILLAH A A, SUWARNO. Diagnosis of diabetes using support vector machines with radial basis function kernels[J]. Electrical, Electronics and Computer Engineering, 2016, 7(5): 849 – 858.
- 20 GALAR M, FERNANDEZ A, BARRENECHEA E, et al. DRCW-OVO: distance-based relative competence weighting combination for One-vs-One strategy in multi-class problems[J]. Pattern Recognition, 2015, 48(1): 28 – 42.
- 21 ACHIM A M, CANAGARAJAH C N, BULL D R. Complex wavelet domain image fusion based on fractional lower order moments [C]//International Conference on Information Fusion, IEEE, 2005: 1 – 7.
- 22 赵凯旋, 李国强, 何东健. 基于机器学习的奶牛深度图像身体区域精细分割方法[J/OL]. 农业机械学报, 2017, 48(4): 173 – 179. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20170423&journal_id=jesam.
DIO:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.04.023.
ZHAO Kaixuan, LI Guoqiang, HE Dongjian. Fine segment method of cows'body parts in depth images based on machine learning [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(4): 173 – 179. (in Chinese)
- 23 陆光, 满庆丽. 林木害虫天牛的图像检索方法研究[J]. 森林工程, 2013, 29(3): 71 – 75.
LU Guang, MAN Qingli. The image retrieval method of forest pest longicorn[J]. Forest Engineering, 2013, 29(3): 71 – 75. (in Chinese)
- 24 李大华, 赵相飞, 许亮, 等. 基于纹理特征与 HSI 空间的苹果识别与标定[J]. 图学学报, 2016, 37(5): 688 – 693.
LI Dahua, ZHAO Xiangfei, XU Liang, et al. Apple identification and calibration based on the texture characteristics and HSI space[J]. Journal of Graphics, 2016, 37(5): 688 – 693. (in Chinese)
- 25 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.
- 26 MURUGADOSS R, RAMAKRISHNAN M. Universal approximation using probabilistic neural networks with sigmoid activation functions[C]//International Conference on Advances in Engineering and Technology Research, IEEE, 2015: 1 – 4.
- 27 CARLIN B P, LOUIS T A. Bayes and empirical bayes methods for data analysis[J]. Statistics and Computing, 1997, 7(2): 153 – 154.
- 28 LENG C, WANG S, DU R. The research on full bayesian classifiers based on multivariate gaussian kernel function [C]//International Conference on Electronics, Communications and Control, 2012: 3287 – 3290.