基于混合蛙跳算法优化 PCNN 的马铃薯 病害图像分割

张明1.3 王生荣1* 郭小燕2 燕振刚2

(1.甘肃农业大学草业学院,兰州 730070;2.甘肃农业大学信息科学技术学院,兰州 730070;3.兰州城市学院电子与信息工程学院,兰州 730070)

摘要:为优化马铃薯病斑图像特征提取与病害识别的关键步骤——图像分割的精度,保证分割后 的图像能够较好地保留原病斑图像的轮廓与细节,采用混合蛙跳算法优化脉冲耦合神经网络 (pulse coupled neural network, PCNN)参数,建立一种高精度的用于马铃薯病斑图像分割的混合蛙 跳算法(shuffled frog leaping algorithm, SFLA)-PCNN模型,该模型选用图像分割香农熵与图像分 割紧凑度的加权和作为适用度函数,对马铃薯晚疫病害图像进行试探分割,分割正确率为95.41%, 实现PCNN参数的自适应优化配置,并获得PCNN参数配置方案为:神经元交互连接系数β=0.38、 脉冲激励衰减系数a₀=0.24、激励脉冲幅度衰减系数V₀=0.82。利用优化后的PCNN对马铃薯软腐 病、环腐病、银腐病、粉痂病、灰霉病5种病害图像进行分割,分割正确率分别为94.41%、95.69%、 93.89%、93.91%和93.21%,平均正确率为94.42%,证明SFLA-PCNN模型能有效地从背景区域提取 马铃薯病斑,可用于马铃薯病斑检测。

关键词:混合蛙跳算法;脉冲耦合神经网络;马铃薯;病害

Image segmentation method for potato diseases based on pulse coupled neural network with shuffle frog leap algorithm

Zhang Ming^{1,3} Wang Shengrong^{1*} Guo Xiaoyan² Yan Zhengang²

(1. College of Grassland Science, Gansu Agricultural University, Lanzhou 730070, Gansu Province, China; 2. College of Information & Science Technology, Gansu Agricultural University, Lanzhou 730070, Gansu Province, China; 3. School of Electronics and Information Engineering, Lanzhou City University, Lanzhou 730070, Gansu Province, China)

Abstract: To reserve the disease image's profile and details, an image segmentation model, shuffled frog leaping algorithm-pulse coupled neural network (SFLA-PCNN), was proposed through Shuffled Frog Leaping Algorithm by optimizing the PCNN neural network parameters for recognition of potato diseases. The weighted sum of information entropy and compactness degree of image segmentation were chosen as fitness function to make PCNN parameters adapt to configuration. The potato late blight image was adopted as trial image to get the best configuration parameters and the segmentation accuracy was 95.41%. The optimal value of β , a_{θ} , V_{θ} were 0.38, 0.24 and 0.82, respectively. The SFLA-PCNN model was used to segment the five kinds of potato diseases: soft rot, ring rot, silver rot, powdery scab, and gray mold. The accuracy could reach 94.41%, 95.69%, 93.89%, 93.91%, and 93.21%, respectively, and the average accuracy was 94.42%, indicating that the model could be used to extract the lesion from the background effectively for lesion detection of potato.

Key words: shuffled frog leap algorithm; pulse coupled neural net; potato; disease

基金项目:国家自然科学基金(31660347),甘肃农业大学青年导师基金项目(GAU-QNDS-201607)

^{*} 通信作者 (Author for correspondence), E-mail: wangsr@gsau.edu.cn 收稿日期: 2016-11-24

马铃薯是重要的粮食作物,在我国栽培价值仅次于水稻、小麦和玉米(姜红霞,2014),但马铃薯病 害导致植株生理代谢紊乱、活力降低,每年给马铃薯 生产造成巨大的经济损失(李惠霞等,2016)。利用 数字图像处理技术代替人眼对农作物进行病斑识 别,可以实时、准确、客观地判断农作物病害的类别 (葛婧等,2008;Patil & Kumar,2011a; Majumdar et al.,2014),基于数字图像处理技术的作物病害识别 包括病害图像预处理、图像分割、特征提取(Patil & Kumar,2011b)、模式识别等步骤(温长吉等,2013), 图像分割效果影响后续的图像特征提取与识别的精 度,是决定病害识别效果的关键因素(虎晓红等, 2012),也是后期病斑有效诊断的基础。

目前的图像分割算法有阈值分割法、空间聚类 法、区域生长法、边缘检测法及神经网络法等。阈值 分割法寻找恰当的图像像素值充当阈值,从而判别 图像中各个像素点的最终分类属于待分割目标还是 背景,但其分割的优劣过于依赖阈值的选取(马文科 等,2009;崔天意等,2010)。空间聚类法将待分割图 像像素值看作未知的数据集,并根据像素数据集中 个体之间的距离来区分分割目标和背景,但其处理 高分辨率图像时区域一致性较差(马文萍等,2014)。 区域生长法将选取图像中的1个像素点作为种子, 不停地增加符合相似性规则的临近点来生长目标区 域,但在生长区域的过程中需要进行大量的迭代,因 此空间和时间花费较大。边缘检测法通过求导查找 图像的局部不连续的边缘点,从而将目标与背景分 离,但如果边界与相邻背景纹理相似,则分割出来的 区域边界会出现不连续的情况(王辉等,2009),人工 神经网络(artificial neural network, ANN)是基于生 物学中神经网络的基本原理,在理解和抽象了人脑 结构和外界刺激响应机制后,以网络拓扑知识为理 论基础,模拟人脑的神经系统对复杂信息进行处理 的一种数学模型,许多学者将神经网络应用于图像 分割(关海鸥等,2011;张国光,2015)。脉冲耦合神 经网络(pulse coupled neural network, PCNN)是20世 纪90年代由 Eckhorn et al. (1990)研究猫、猴等小型 哺乳动物视觉皮层成像机理时发现、并由 Johnson & Padgett(1999)经过简化修正后提出来的一种人工神 经网络模型,和以往神经网络相比,PCNN不需要训 练样本,因此在图像的去噪(Gu et al., 2002)、融合 (张军英和梁军利,2004)、平滑、边缘检测、增强(李 国友等,2005)、分割(刘勍和马义德,2006)等方面得 到了广泛应用。PCNN的参数设置影响图像分割的 优劣,目前的研究中大多采用反复试探参数取值的 方法,存在一定的主观性,因此如何合理设置PCNN 参数是提高其性能的关键,也是一个研究难点。智 能优化算法是一种模拟自然界中昆虫和群体动物集 群智能行为的仿生算法,近年来利用智能优化算法 进行PCNN参数优化对改善其性能取得了较好的效 果。如吴骏等(2014)利用蚁群算法对PCNN参数进 行优化,实现了脑部核磁共振图像的精确分割;李建 锋和邹北骥(2013)提出了一种利用免疫克隆算法优 化PCNN参数的方法;卢桂馥等(2010)利用粒子群 算法优化PCNN参数,实现了参数的自适应设置;温 长吉等(2013)利用人工蜂群算法优化PCNN参数, 实现了玉米病害图像的分割,取得了较好的效果。

混合蛙跳算法(shuffled frog leaping algorithm, SFLA)是一种新型的智能优化算法(郭小燕等, 2015),结合了基于模因进化的模因算法和基于群体 行为的粒子群算法2种群智能优化算法的优点,具 有概念简单、参数少、计算速度快、全局搜索寻优能 力强、易于实现等特点。SFLA在水资源分配(王明 吴等,2014)、无线电频谱分配(彭振等,2010)、车间 作业流程安排(刘琼等,2014)等工程优化问题中得 到了较好的应用。本研究选用图像香农熵与图像分 割紧凑度的加权和作为SFLA的适应度函数,利用 SFLA优化PCNN参数,实现PCNN参数(脉冲激励 衰减系数 α,神经元交互连接系数 β、激励脉冲幅度 衰减系数 V_a)的自适应调节,建立 SFLA-PCNN 马铃 薯病害图像分割模型,对马铃薯晚疫病、软腐病、环 腐病、银腐病、粉痂病、灰霉病6种病害图像进行分 割,验证该模型在马铃薯图像分割方面的性能,以期 为马铃薯病害的准确识别技术提供支持。

1 材料与方法

1.1 材料

供试材料:选用2015—2016年在甘肃农业大学 校外实验田二期种植的甘陇薯2号和渭薯8号马 铃薯品种为试验对象,使用数码相机,自然光下自 动曝光一组马铃薯晚疫病、软腐病、环腐病、银腐病、 粉痂病、灰霉病共6种病害图像数据,有效像素为 2040万。马铃薯晚疫病病斑周围呈浅绿色晕圈,湿 度大时病斑迅速扩大,呈褐色,并产生一圈白霉,干 燥时病斑变褐干枯,叶部最明显(杜洪忠等,2007), 分别在2015年7月15日和2016年7月8日采集开花 期20张叶部晚疫病斑图片。马铃薯软腐病一般发 生在生长后期收获之前及储藏期的块茎上,气孔轻 微凹陷,棕色或褐色,周围呈水浸状,发展到腐烂时, 软腐组织呈奶油色或棕褐色,病健界限明显,病斑边 缘有褐色或黑色的色素,在2015年10月13日于自 然光下采集20张块茎部软腐病照片。马铃薯环腐 病发病初期从顶端复叶开始萎蔫,叶缘稍内卷,似缺 水状,病情向下扩展,全株叶片开始褪绿,内卷下垂, 终致植株倒伏枯死,块茎发病切开可见维管束变为 乳黄色至黑褐色,横切内现环形或弧形坏死部,在 2015年9月31日在自然光下采集20张块茎部横切 环腐病照片。马铃薯银腐病斑主要分布在茎基部的 块茎上,表面呈不规则的褪色斑,苍白色至棕色,逐 渐扩大,严重者皱缩,病斑覆盖块茎表面大部分面积, 2015年10月5日在自然光下采集20张块茎部银腐 病照片。马铃薯粉痂病主要感染部位为块茎,染病 初期在表皮上现针头大的褐色小斑,外围有半透明 的晕环,后小斑逐渐隆起、膨大,成为直径3~5 mm 的"疱斑",后期"疱斑"表皮破裂、反卷,下陷呈火山 口状,外围有木栓质晕环,为粉痂的"开放疱"阶段, 于2016年10月3日在自然光下采集20张块茎部感 染粉痂病照片。马铃薯灰霉病可侵染叶片、茎秆、块 茎,产生条状褪绿斑,病部组织表面皱缩且产生大量 灰霉,皮下萎蔫,变灰黑色,后呈褐色半湿性腐烂,从 伤口或芽眼处长出霉层,于2016年10月20日在自 然光下采集20张块茎部感染灰霉病照片。

供试软件及仪器:照片以 JPG 格式保存,采用 Photoshop CS6 裁剪图像大小为 800 像素×600 像素。 试验环境为 Intel[®] Core[™] i5-3230M CPU @ 2.60 GHz, 4GB内存,Windows 7,32位操作系统,以MATLAB2011b 进行程序的实现。HX300数码相机,日本索尼公司。

1.2 方法

1.2.1 PCNN图像分割

1个大小为m×n的待分割图像的每个像素点 $a_{ii}, i \in (1...m), i \in (1...n)$ 对应1个神经元,作为神经网 络的输入,每个神经元a_i与其它8个神经元相连,若 像素点aii被判断为目标区域,则神经元aii点火发出 脉冲(对应神经网络输出 Y_[n]=1),并与其相连的其 它8个神经元发生共振,使这些灰度值相似且位置 相邻近的像素点也可能被判断为目标区域,相继发 生点火,从而将目标区域与背景区域分离,实现图像 分割的效果。PCNN模型的工作原理如图1所示 (徐亚静等,2013),涉及公式有:F_i[n]=S_i,L_i[n]= $\sum w_{ijkl}Y_{kl}[n-1], U_{ij}[n] = F_{ij}[n](1+\beta L_{ij}[n]), \theta_{ij}[n] = \exp(-a_{\theta})$ $\theta_{ij}[n-1] + V_{\theta}Y_{ij}[n-1], Y_{ij}[n] = \begin{cases} 1 & U_{ij}[n] > \theta_{ij}[n] \\ 0 & U_{ij}[n] \le \theta_{ij}[n] \end{cases}, \notin \oplus$ $F_{ii}[n]$ 为 S_{ii} 神经元第n次输入, S_{ii} 为图像在 a_{ii} 像素点 的灰度值;L_i[n]为与a_i连接的其它神经元第n次的 链接输入,wind为中心像素点aij与周围8个像素点 $a_{kl}, k \in (1...m), l \in (1...n)$ 的连接权值,权值的大小与 像素点 a_{ii} 与 a_{ii} 之间的距离有关,离中心像素点 a_{ii} 距 离越短的像素点对其影响越大,反之则越小;U[n] 为第n次输入对应的内部活动,β为神经元交互连接 系数项; $\theta_{i}[n]$ 为第n次输入的脉冲激活动态阈值, a_{θ} 为脉冲激励衰减系数,V。为激励脉冲幅度衰减系数, $Y_{i}[n]$ 为第n次输出, $Y_{k}[n-1]$ 为 a_{i} 周围8个像素点 a_{k} 第n-1次输出。其中 β_{a} 和 V_{a} 为PCNN参数,本文 中的取值利用SFLA进行自适应设置。



图1 PCNN工作原理 Fig. 1 Working principle of PCNN

1.2.2 PCNN参数优化

PCNN的3个重要参数 a_{θ} , $\beta \pi V_{\theta}$ 的配置影响图像分割结果,为寻找参数的最佳配置方案,提高图像分割的效果,本研究采用混合蛙跳算法(SFLA)优化PCNN,建立SFLA-PCNN参数优化模型实现PCNN参数自适应取值。设每只青蛙表示为 $X(a_{\theta},\beta,V_{\theta})$ 对应一种参数设置方案,搜索最佳青蛙的过程,即为寻找PCNN参数最优配置方案的过程,青蛙的优劣由

SFLA参数优化模型的适应度函数决定,适应度函数 对应于优化问题的目标函数。

每种可能的参数配置方案构成参数优化问题的 解空间,对应1个青蛙种群,种群中的h只青蛙被划 分为r个群组,每只青蛙属于1个特定的群组,从初 始解开始,每个群组内的青蛙首先进行群组内优化, 从而不断改进自己的适度值,每个群组经过一定次 数的局部优化后,所有群组内青蛙的质量整体提高,

代条件即全局迭代次数 I_{gmax} 达到设定的上限,青蛙 种群的全局最优解 $X_g(a_{\theta}, \beta, V_{\theta})$ 为PCNN参数配置 结果(图2)。



图 2 PCNN 参数优化流程 Fig. 2 Process of PCNN parameter optimization

第*t*代青蛙种群中组内最差青蛙 $X'_{w}(a_{\theta},\beta,V_{\theta})$ 总 是向群组内最好青蛙 $X_{h}^{\prime}(a_{\theta},\beta,V_{\theta})$ 或全局最好青蛙 $X_{g}^{t}(a_{\theta},\beta,V_{\theta})$ 学习,产生 $X_{wn}^{t}(a_{\theta},\beta,V_{\theta})$,从而不断提高 自己的适应度值,每次学习完成后,重新确定群组内 下一代最差青蛙 $X_{mn}^{i+1}(a_{\theta},\beta,V_{\theta})$,再进行同样的学习 过程,直到满足迭代结束条件即组内迭代次数 Imag 达到设定的上限,组内第t代种群向第t+1代种群进 化的过程如图3所示。组内最差青蛙 $X_w(a_\theta,\beta,V_\theta)$ 向 组内最好青蛙 $X_b(a_\theta,\beta,V_\theta)$ 或种群全局最好青蛙 $X_{g}(a_{\theta},\beta,V_{\theta})$ 学习时,采用公式 $\Delta_{w}(t)$ =rand()($X_{m}(a_{\theta},\beta,$ $V_{\theta}) - X_{w}(a_{\theta}, \beta, V_{\theta})) \Re X_{wn}^{t+1}(a_{\theta}, \beta, V_{\theta}) = X_{wn}^{t}(a_{\theta}, \beta, V_{\theta}) \bigtriangleup_{w}(t)$ 进行, $R_{\min} \leq \Delta_w(t) \leq R_{\max}$, 式中, $\Delta_w = (a_{\theta}, \beta, V_{\theta})$ 为1个 3维向量,代表组内最差青蛙向学习目标青蛙移动 的距离, R_{ma} 和 R_{max} 也为3维向量,限定了青蛙可以移 动的范围, $X_m(a_\theta,\beta,V_\theta)$ 为学习目标青蛙,代表组内 最好青蛙 $X_b(a_\theta,\beta,V_\theta)$ 或全局最好青蛙 $X_g(a_\theta,\beta,V_\theta)$ 。

1.2.3 SFLA-PCNN参数优化模型适应度函数

青蛙的适应度值决定了青蛙的优劣,适应度值 由 SFLA 的适应度函数决定,对应参数寻优问题的 目标函数。本试验中选定的适应度函数由香农熵和 图像分割紧凑度的加权和构成。一幅图像如果分割 后的香农熵越大,说明分割效果越理想(马义德等, 2002),香农熵H定义如下: $H=-p_0\log_2p_0-p_1\log_2p_1$,式 中, p_0 、 p_1 表示分割后的图像像素为0和1的概率,且 有 $p_0+p_1=1$,当 $p_0=0$ 、 $p_1=1$ 时图像全黑,当 $p_0=1$ 、 $p_1=0$ 时图像全白,这2种情况下香农熵H均取最小值。 为保证分割后的图像信息完整,防止图像分割过于 破碎而丢失信息,本试验利用图像分割紧凑度来度 量图像分割完整性,图像分割紧凑度越高,则分割效 果也越好。一幅大小为 $m \times n$ 的图像,经过PCNN分 割后的图像为0,1二值图像,像素点的灰度值为1时 代表目标区域,为0时代表背景区域(图4)。对于每 个像素点*a*_{ij}而言,其像素紧凑度*A*_{ij}与周围8个像素 *a*_{i-1,j-1}、*a*_{i-1,j}、…、*a*_{i+1,j+1}的灰度值相关,当其灰度值与*a*_{ij} 灰度值相同时,其值为1,否则为0,计算方法为:*A*_{ij}=

 $a_{i-1,j-1} + a_{i-1,j} + a_{i-1,j+1} + a_{i,j-1} + a_{i+1,j-1} + a_{i+1,j-1} + a_{i+1,j} + a_{i+1,j+1,0}$ 图像分割紧凑度计算方法如下: $C = \sum_{i=1}^{m} \sum_{j=1}^{n} A_{ij}$,式中,C为 图像分割紧凑度,m、n分别为图像水平与垂直像素值。



图3 SFLA组内优化流程

Fig. 3 Process of optimization with each group of SFLA

	•••	j–1	j	j+1	•••
	0	1	0	0	0
<i>i</i> -1	0	1	1	0	1
i	0	0	1	1	1
<i>i</i> +1	0	1	0	0	0
	1	0	1	0	0

图4 图像像素紧凑度

Fig. 4 Pixel compactness of image

为使分割后图像尽可能保留原图像细节,最大 程度地从原图像中获得信息量,同时避免分割后由 于图像过于破碎而丢失原图像信息特征的弊端,本 试验设计SFLA的适应度函数F为香农熵与图像分 割紧凑度的加权和,计算方法:F=wifnom(H)+wifnom (C),其中,wi,w2为权重,fnom(H)为信息熵H的标准 化函数, $f_{nom}(C)$ 为紧凑度目标 C 的标准化函数; $f_{nom}(H) = (H-H_{min})/(H_{max}-H_{min})$, $f_{nom}(C) = (C-C_{min})/(C_{max}-C_{min})$, 式中 C_{min} 与 C_{max} 为图像紧凑度最小值与最大值, H_{min} 和 H_{max} 为香农熵的最小值与最大值。

1.2.4 SFLA-PCNN图像分割模型的建立

本文拟建立 SFLA-PCNN 图像分割模型进行马 铃薯图像分割,对于一幅待分割的原始图像,选取香 农熵与图像分割紧凑度的加权和作为衡量图像分割 效果的依据,并作为 SFLA-PCNN 参数优化模型的 适应度函数,进行 PCNN 三个参数的优化,获得 PCNN 参数的最佳配置方案,再利用已优化的 PCNN 进行 马铃薯图像分割,分割结果为只包括黑白两色的二 值图像,模型建立的具体步骤如下:①随机生成p只 青蛙(即 a_θ、β和 V_θ参数初始配置),作为 SFLA 的初 始种群。②读入大小为m×n的整幅图像,以二维数 组形式保存图像灰度值(双精度类型),将图像灰度 值输入到PCNN模型中,作为PCNN的神经元。③利 用PCNN进行图像试探分割,计算分割图像的适应 度值(香农熵和图像分割紧凑度),寻找最佳青蛙,进 行 *a*_θ、β和 *V*_θ参数寻优。④ 利用 PCNN 进行图像的 分割,产生0,1二值脉冲输出 *Y_i*[*n*],1≤*i*≤*m*,1≤*j*≤*n*。 ⑤ 若达到终止条件,则转⑥,否则,返回步骤③。 ⑥ 输出的 *Y_i*[*n*]为图像分割结果。

1.2.5 SFLA-PCNN图像分割模型的验证

利用SFLA-PCNN模型(图5)、原始PCNN模型(刘 动和马义德,2006)、基于遗传算法(genetic algorithm,

GA)的GA-PCNN模型(马义德和齐春亮,2006)和 OSTU模型(李学俊等,2015;周丽萍等,2016)分别对 马铃薯晚疫病、软腐病、环腐病、银腐病、粉痂病、灰 霉病进行病斑图像分割,并比较各模型的优劣。其 中原始PCNN模型为使用原始脉冲耦合神经网络所 建立的图像分割模型,特点是利用反复试探法进行 PCNN参数设定;GA-PCNN模型为利用遗传算法进 行PCNN参数设定的图像分割模型;OTSU模型为阈 值分割模型,在图像分割时需寻找图像的1个灰度值 作为分割阈值,从而将图像分割为目标与背景2部分。



图5 SFLA-PCNN图像分割模型

Fig. 5 SFLA-PCNN image segmentation model

2 结果与分析

2.1 SFLA-PCNN 模型参数设定

选取马铃薯晚疫病图像作为第1个阶段的试探 分割,以求得PCNN的最佳参数配置,取图像香农熵 权重 w_c =0.5,图像分割紧凑度 w_s =0.5,群族数r=30, 组内青蛙个数s=20,种群规模为h=30×20=600,组 内局部更新迭代次数为 I_{bmas} =100,全局迭代次数 I_{gmax} = 1500,根据中心像素点离周围8个像素点的距离,设 置 W_{ikl} 的取值为 $(1/\sqrt{2}, 1, 1/\sqrt{2}; 1, 0, 1; 1/\sqrt{2}, 1, 1/\sqrt{2})$,试验20次,分割结果表明,当图像香农熵取 到 0.48,图像分割紧凑度取值为 0.41 时,SFLA-PCNN参数寻优模型开始收敛,获得PCNN参数配 置结果为:*a*_θ=0.24, β=0.38, *V*_θ=0.82。

2.2 SFLA-PCNN模型分割马铃薯病斑图像的效果

从分割视觉效果来看,相较于马铃薯晚疫病(图 6-A1)、软腐病(图 6-B1)、环腐病(图 6-C1)、银腐病 (图 6-D1)、粉痂病(图 6-E1)、灰霉病(图 6-F1)原始 病斑图像,SFLA-PCNN模型、PCNN模型、GA-PCNN模型和OTSU模型均可进行马铃薯病害图像 的分割,但分割效果存在差异。

利用 SFLA-PCNN 模型进行马铃薯病斑分割时,对于马铃薯晚疫病,可将全部病斑区域识别,但病叶上小部分被其它叶片遮挡阳光而发黄的区域也被误判为病斑(图 6-A2);在进行软腐病病斑分割时,可较为清晰地分辨马铃薯病斑区域,比GA-PCNN

模型得到图像结果背景更纯净(图6-B2);马铃薯环 腐病病斑分割效果较好(图6-C2);在进行马铃薯银 腐病与粉痂病的病斑分割时,SFLA-PCNN模型较 好地保留了原图像的细节特征,分割效果较好(图6D2~E2);对于马铃薯灰霉病均仍存在错分情况(图 6-F2),本文均采用边缘识别技术,可大致分辨待分 割目标边缘,因此可识别病斑区域。



图6 用不同模型对马铃薯病斑图像进行分割结果对比

Fig. 6 Comparison of the lesion image segmentation results of potato by using different models

A1~F1: 分别为马铃薯晚疫病、软腐病、环腐病、银腐病、粉痂病、灰霉病原始病斑图像; A2~F2: 分别为利用 SFLA-PCNN 模型进行病斑图像分割结果; A3~F3: 分别为利用原始 PCNN 模型进行病斑图像分割结果; A4~F4: 分别为利用 GA-PCNN 模 型进行病斑图像分割结果; A5~F5: 分别为利用 OTSU 模型进行病斑图像分割结果。A1-F1 are the original images of potato late blight, soft rot, ring rot, rot, powdery scab and silver gray, respectively. A2-F2 are the segmentation results of potato late blight, soft rot, ring rot, rot, powdery scab and silver gray by using SFLA-PCNN, respectively. A3-F3 are the segmentation results of potato late blight, soft rot, ring rot, rot, powdery scab and silver gray by using PCNN, respectively. A4-F4 are the segmentation results of potato late blight, soft rot, ring rot, rot, powdery scab and silver gray by using GA-PCNN, respectively. A5-F5 are the segmentation results of potato late blight, soft rot, ring rot, rot, powdery scab and silver gray by using OTSU, respectively. A5-F5 are

利用原始 PCNN 模型进行病害图像分割时,对 于马铃薯晚疫病害图像,由于未找到最佳配置参数, 存在较大程度的错分现象,叶片中某些深色区域也 被误判为病斑(图 6-A3);分割马铃薯软腐病病斑 时,由于病斑区域与背景区域对比度较低,病斑区域 的可识别性不强,虽可粗劣分辨病斑区域,但图像分 割结果较为杂乱(图6-B3);对于马铃薯环腐病,由 于待分割图像在马铃薯横切面,特征较为明显,背景 也较唯一,因此分割效果较好(图6-C3);马铃薯银 腐病和粉痂病病斑特征表现为较大的连片性,病害 图像部分有较明显的凸凹、纹理等细节,虽可对病害 轮廓特征进行有效分割,但丢失了原病斑图像的某些 细节特征,存在某种程度的过分现象(图6-D3~E3); 灰霉病为马铃薯横切面图像,病斑与切面区域对比 较明显,但图像背景复杂,错分现象严重(图6-F3)。

利用GA-PCNN模型进行图像分割时,对于马 铃薯晚疫病与软腐病,由于可以利用遗传算法优化 PCNN模型参数,分割效果比原始PCNN模型有较 大的改进(图6-A4~B4);马铃薯环腐病分割效果较 好(图6-C4),对马铃薯于银腐病与粉痂病,较PCNN 模型能更好地保留原病斑的细节特征,分割效果有 所改善(图6-D4~E4),马铃薯灰霉病斑图像分割时 存在错分现象(图6-F4)。

利用OTSU分割模型进行马铃薯病斑图像分割时,对于马铃薯晚疫病害图像,由于病斑叶片部分较深区域与病斑容易混淆,也存在较大程度的误判现象(图6-A5);对于马铃薯软腐病,分割效果仍不理

想,显得较杂乱(图6-B5);马铃薯环腐病分割效果 较好(图6-C5);对于马铃薯银腐病与粉痂病,利用 OSTU模型分割,能较好地保留原图像的病斑细节 特征,分割显得更细腻(图6-D5~E5);对马铃薯灰霉 病病斑的图像分割存在明显的错分现象(图6-F5)。

2.3 SFLA-PCNN模型分割效果的验证

为验证 SFLA-PCNN 方法是否有优势,分别利 用原始PCNN模型、GA-PCNN模型和OSTU模型对 马铃薯软腐病、环腐病、银腐病、粉痂病、灰霉病病害 进行图像分割,将分割正确率与手动分割正确率进 行比较。SFLA-PCNN模型对于马铃薯晚疫病、软 腐病、环腐病、银腐病、粉痂病及灰霉病进行病斑图 像分割时,优势较明显,分割正确率分别达到 95.41%、94.41%、95.69%、93.89%、93.91%和93.21%, 平均正确率为94.42%(表1),对于马铃薯银腐病和 粉痂病则OTSU模型分割效果较好。本文还对其它 10幅马铃薯病害图像分别进行20次试验,均得到相 似的结果,PCNN、SFLA-PCNN、GA-PCNN和OTSU 模型平均分割正确率分别为87.73%、94.42%、93.45% 和93.02%(表1)。SFLA-PCNN模型分割正确率最 高,GA-PCNN模型其次,原始PCNN模型分割效果 最差。证明 SFLA-PCNN 模型在马铃薯病斑图像分 割方面优势明显。

Table 1 Comparison of image segmentation recognition rates with different models					
病害Disease	PCNN	SFLA-PCNN	GA-PCNN	OTSU	
马铃薯晚疫病 Potato late blight	89.41	95.41	93.69	93.02	
马铃薯软腐病 Potato soft rot	89.52	94.41	93.48	92.51	
马铃薯环腐病 Potato ring rot	90.59	95.69	95.67	93.31	
马铃薯银腐病 Potato silver rot	88.67	93.89	92.48	94.04	
马铃薯粉痂病Potato powdery scab	87.45	93.91	92.99	93.92	
马铃薯灰霉病 Potato gray mold	80.73	93.21	92.38	91.30	
平均 Average	87.73	94.42	93.45	93.02	

表1 不同模型进行马铃薯病斑图像分割的正确率

3 讨论

利用图像处理技术进行农作物病害诊断是计算 机视觉技术在农业领域的重要应用(袁媛等,2013), 图像分割影响病斑图像识别的精度(徐雅静等, 2013),阈值分割(马文科等,2009)、模糊聚类(马文 萍等,2014)、神经网络(温长吉等,2013)是图像分割 的常用方法。PCNN在图像分割、图像融合方法方面 表现出较强的优势(吴骏等,2014)。PCNN模型的3个 参数脉冲激励衰减系数*a*_θ、神经元交互连接系数β 和激励脉冲幅度衰减系数*V*_θ的设置决定图像分割 的结果。目前其参数配置的策略主要有反复试探取 值与自适应取值2种方案,其中反复试探取值不需 要设计相应的参数配置方案,因此实现操作较简单, 但是存在较大程度的主观性,很难获得理想的图像 分割效果;自适应参数配置的方法可以根据图像本 身的空间与灰度特征自动优化网络参数,图像分割 的效率与效果得到大幅度改善。PCNN参数配置问 题本质是一个优化问题,目前已有将粒子群算法、遗 传算法、蚁群算法等智能优化算法应用于PCNN参 数自适应优化配置的研究。鉴于混合蛙跳算法具有 概念简单、参数少、计算速度快、全局搜索寻优能力 强、易于实现的特点,本研究将其应用于PCNN参数 的优化配置问题中,建立基于PCNN的图像分割模型 SFLA-PCNN,利用香农熵和图像分割紧凑度的加权 和作为混合蛙跳算法 SFLA 的适应度函数,将马铃 薯晚疫病害图像作为试探分割图像,寻找 PCNN参 数 *a*_θ、*β*、*V*_θ的最佳配置,种群规模 *h*=30×20=600,经 过100次组内迭代,1500次全局迭代,获得参数的最 佳取值分别为0.24、0.38和0.82。应用建立的 SFLA-PCNN模型进行马铃薯软腐病、环腐病、银腐病、粉 痂病、灰霉病病害图像的分割,每幅图像试验20次 取平均值,分割正确率分别达到94.41%、95.69%、 93.89%、93.91%和93.21%,平均正确率为94.22%, 证明利用 SFLA-PCNN模型可有效从马铃薯图像中 提取病斑区域。

为将SFLA-PCNN模型与其它图像分割模型进行对比,本文还利用PCNN、GA-PCNN、OSTU模型对马铃薯软腐病、环腐病、银腐病、粉痂病、灰霉病病害图像进行分割,获得的平均分割正确率未看,SF-LA-PCNN模型分割平均正确率高于其它3种模型,证明其在马铃薯图像分割方面具有优势;从优化效果来看,SFLA-PCNN模型由于利用SFLA算法对原始PCNN模型进行了参数优化配置,相比原始PCNN模型有较大程度的改善,与利用遗传算法优化PCNN参数的GA-SFLA算法相比,能更好地保留原始图像的细节特征,尤其在背景复杂的马铃薯病害图像分割中,SFLA-PCNN模型具有明显的优势。

综上所述,本试验建立的 SFLA-PCNN 模型可 较好地将马铃薯病斑图像从背景区域中提取出来, 不仅可用于马铃薯病害图像的分割,对其它作物病 害图像分割也有借鉴意义。但本研究提出的图像分 割模型是对原始病害图像进行二值图像分割,对于 病斑图像的颜色差异与纹理特征有部分丢失,如果 想保留更细致的效果,进行彩色图像的分割非常必 要,亦是下一步的研究方向。

参考文献 (References)

- Bahar MA, Shokooh-Saremi M. 2015. Design of GMR-based narrow bandpass filters using improved shuffled frog leaping algorithm. Electronics Letters, 51(6): 497–499
- Cui TY, Liu WP, Zhang N. 2010. Algorithms and performance comparison of automatic thresholding segmentation for forest regions in remote sensing image. Journal of Computer Applications, 30(12): 3269–3273 (in Chinese) [崔天意, 刘文萍, 张宁. 2010. 遥感图像林区自动阈值分割算法及性能比较. 计算机应用, 30(12): 3269–3273]
- Du HZ, Hou SY, Zhu JH, Yang ZH, Zhao XJ. 2007. SCAR marker of resistance of *Phytophthora infestans* on potato to metalaxyl. Jour-

nal of Plant Protection, 34(2): 199-203 (in Chinese) [杜洪忠, 侯 淑英, 朱杰华, 杨志辉, 赵秀娟. 2007. 马铃薯晚疫病菌抗甲霜灵的 SCAR标记. 植物保护学报, 34(2): 199-203]

- Eckhorn R, Reitboeck HJ, Arndt M, Dicke P. 1990. Feature linking via synchronization among distributed assemblies: simulation of results from cat visual cortex. Neural Computation, 2(3): 293–307
- Ge J, Shao LS, Ding KJ, Li J, Zhao SY. 2008. Image detecting for hazard levels of corn spots. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 39(1): 114-117 (in Chinese) [葛婧, 邵陆 寿, 丁克坚, 李静, 赵淑元. 2008. 玉米小斑病病害程度图像检 测. 农业机械学报, 39(1): 114-117]
- Gu XD, Guo SD, Yu DH. 2002. A new approach for automated image segmentation based on unit-linking PCNN.//Proceedings of 2002 International Conference on Machine Learning and Cybernetics. Beijing: IEEE, pp. 175–178
- Guan HO, Xu SH, Tan F. 2011. Fuzzy neural network based on T-S model and its application on image segmentation of plant diseases. Journal of China Agricultural University, 16(3): 145–149 (in Chinese) [关海鸥, 许少华, 谭峰. 2011. 基于 T-S 模型的模糊神 经网络在植物病害图像分割中的应用. 中国农业大学学报, 16 (3): 145–149]
- Guo XY, Liu XL, Wang LG. 2015. Land use pattern optimization based on shuffled frog leaping algorithm. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 31(24): 281-288 (in Chinese) [郭小燕, 刘学录, 王联国. 2015. 基于混合蛙跳算法的土地 利用格局优化. 农业工程学报, 31(24): 281-288]
- Hu XH, Li BJ, Xi L. 2012. Multi-instance graph approach to wheat leaf disease segmentation. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 28(13): 154–159 (in Chinese) [虎晓红, 李炳 军, 席磊. 2012. 基于多示例图的小麦叶部病害分割方法. 农业 工程学报, 28(13): 154–159]
- Jiang HX. 2014. Study on the disease types and gangrene disease of potatoes during storage in Gansu Province. Ph. D Thesis. Lanzhou: Lanzhou University (in Chinese) [姜红霞. 2014. 甘肃省马铃薯贮 藏期病害种类及坏疽病研究. 博士学位论文. 兰州: 兰州大学]
- Johnson JL, Padgett ML. 1999. PCNN models and applications. IEEE Transactions on Neural Networks, 10(3): 480–498
- Li GY, Li HG, Wu TH. 2005. Enhancement of image based on Otsu and modified PCNN. Journal of System Simulation, 17(6): 1370– 1372 (in Chinese) [李国友, 李惠光, 吴惕华. 2005. 改进的 PCNN 与 Otsu 的图像增强方法研究. 系统仿真学报, 17(6): 1370–1372]
- Li HX, Xu PG, Li JR, Jian JZ, Zhao P, Peng DL. 2016. Identification of the pathogenic nematodes from potatoes in Dingxi of Gansu Province. Journal of Plant Protection, 43(4): 580-587 (in Chinese) [李惠霞, 徐鹏刚, 李健荣, 坚晋卓, 赵鹏, 彭德良. 2016. 甘肃定 西地区马铃薯线虫病病原的分离鉴定. 植物保护学报, 43(4): 580-587]
- Li JF, Zou BJ. 2013. Image segmentation with PCNN model and adaptive immune algorithm. Journal of Chinese Computer Systems, 34 (9): 2175-2179 (in Chinese) [李建锋, 邹北骥. 2013. 结合自适应 免疫克隆算法和 PCNN 的图像分割方法. 小型微型计算机系 统, 34(9): 2175-2179]
- Li XJ, Liu XJ, Zhao LL. 2015. Otsu image segmentation algorithm based on gradient entropy. Computer Engineering and Design, 36

(3): 705-709 (in Chinese) [李学俊, 刘祥俊, 赵礼良. 2015. 基于 梯度熵的 Otsu 图像分割算法. 计算机工程与设计, 36(3): 705-709]

- Liu Q, Ma YD. 2006. A new method of PCNN image target recognition based on the histogram of vector center of gravity. Application of Electronic Technique, 32(10): 27-30 (in Chinese) [刘勍, 马义德. 2006. 基于直方图矢量重心的 PCNN 图像目标识别新方法. 电 子技术应用, 32(10): 27-30]
- Liu Q, Xu JH, Zhang CY. 2014. Robust layout of floor shop based on improved shuffled frog leaping algorithm. Computer Integrated Manufacturing Systems, 20(8): 1879–1886 (in Chinese) [刘琼, 许 金辉, 张超勇. 2014. 基于改进蛙跳算法的鲁棒性车间布局. 计 算机集成制造系统, 20(8): 1879–1886]
- Lu GF, Wang Y, Dou YW. 2010. Automated PCNN image segmentation method with optimal parameters. Computer Engineering and Applications, 46(13): 145-146 (in Chinese) [卢桂馥, 王勇, 窦易 文. 2010. 一种参数自动寻优的 PCNN 图像分割算法. 计算机工 程与应用, 46(13): 145-146]
- Ma WK, Wang L, He H. 2009. Local threshold segmentation algorithm for fingerprint images. Computer Engineering and Applications, 45(34): 177-179 (in Chinese) [马文科, 王玲, 何浩. 2009. 一种指纹 图像的局部阈值分割算法. 计算机工程与应用, 45(34): 177-179]
- Ma WP, Huang YY, Li H, Li XT, Jiao LC. 2014. Image segmentation based on rough set and differential immune fuzzy clustering algorithm. Journal of Software, 25(11): 2675–2689 (in Chinese) [马文 萍, 黄媛媛, 李豪, 李晓婷, 焦李成. 2014. 基于粗糙集与差分免 疫模糊聚类算法的图像分割. 软件学报, 25(11): 2675–2689]
- Ma YD, Dai RL, Li L. 2002. Automated image segmentation using pulse coupled neural networks and image's entropy. Journal of China Institute of Communications, 23(1): 46-50 (in Chinese) [马 义德, 戴若兰, 李康. 2002. 一种基于脉冲耦合神经网络和图像 熵的自动图像分割方法. 通信学报, 23(1): 46-50]
- Ma YD, Qi CL. 2006. Study of automated PCNN system based on genetic algorithm. Journal of System Simulation, 18(3): 722–725 (in Chinese) [马义德, 齐春亮. 2006. 基于遗传算法的脉冲耦合神经 网络自动系统的研究. 系统仿真学报, 18(3): 722–725]
- Majumdar D, Ghosh A, Kole DK, Chakraborty A, Majumder DD. 2014. Application of fuzzy c-means clustering method to classify wheat leaf images based on the presence of rust disease.//Satapathy SC, Biswal BN, Udgata SK, Mandal JK. Proceedings of the 3rd International Conference on Frontiers of Intelligent Computing: Theory and Applications. Cham: Springer, pp. 277–284
- Patil JK, Kumar R. 2011a. Advances in image processing for detection of plant diseases. Journal of Advanced Bioinformatics Applications and Research, 2(2): 135–141
- Patil JK, Kumar R. 2011b. Color feature extraction of tomato leaf diseases. International Journal of Engineering Trends and Technology, 2(2): 72–74
- Peng Z, Zhao ZJ, Zheng SL. 2010. Cognitive radio spectrum assignment based on shuffled frog leaping algorithm. Computer Engineering, 36(6): 210–212 (in Chinese) [彭振,赵知劲,郑仕链. 2010. 基于混合蛙跳算法的认知无线电频谱分配. 计算机工程, 36(6): 210–212]

- Wang H, Wang LS, Zhong P. 2009. Level set image segmentation based on scale transform of edge detection function. Computer Engineering, 35(24): 202–204 (in Chinese) [王辉, 王来生, 钟萍. 2009. 基于边缘检测函数尺度变换的水平集图像分割. 计算机 工程, 35(24): 202–204]
- Wang MH, Dong ZC, Ma HL. 2014. Assessment of water resources system vulnerability based on shuffled frog leaping algorithm and projection pursuit model. Water Resourced and Power, 32(9): 31– 35 (in Chinese) [王明昊, 董增川, 马红亮. 2014. 基于混合蛙跳与 投影寻踪模型的水资源系统脆弱性评价. 水电能源科学, 32(9): 31–35]
- Wen CJ, Wang SS, Yu HL. Su HQ. 2013. Image segmentation method for maize diseases based on pulse coupled neural network with modified artificial bee algorithm. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 29(13): 142–149 (in Chinese) [温长吉, 王生生, 于合龙, 苏恒强. 2013. 基于改进蜂群算法优化 神经网络的玉米病害图像分割. 农业工程学报, 29(13): 142–149]
- Wu J, Sun MM, Xiao ZT, Zhang F, Geng L. 2014. Ant colony optimization combined with PCNN for brain MRI image segmentation. Journal of Optoelectronics · Laser, 25(3): 614–619 (in Chinese) [吴 骏, 孙明明, 肖志涛, 张芳, 耿磊. 2014. 联合蚁群算法和 PCNN 的脑部 MRI 图像分割方法. 光电子 · 激光, 25(3): 614–619]
- Xu YJ, Wen CJ, Wang ZH. 2013. Image segmentation method for corn diseases based on improved genetic pulse coupled neural network. Journal of Jilin Agricultural University, 35(4): 496-500 (in Chinese) [徐亚静, 温长吉, 王增辉. 2013. 基于改进遗传脉冲耦合神 经网络的玉米病害图像分割方法. 吉林农业大学学报, 35(4): 496-500]
- Yuan Y, Li M, Chen S, Jiang HY, Dong J. 2013. Segmentation of cucumber leaf disease images with complex background. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 44(10): 233-237 (in Chinese) [袁媛, 李森, 陈晟, 江海洋, 董俊. 2013. 复 杂背景黄瓜叶部病害图像分割方法. 农业机械学报, 44(10): 233-237]
- Zhang GG. 2015. Research on block image segmentation based on the neural network. Electronic Science and Technology, 28(5): 132-135 (in Chinese) [张国光. 2015. 基于神经网络的有遮挡图像分 割方法. 电子科技, 28(5): 132-135]
- Zhang JY, Liang JL. 2004. Image fusion based on pulse-coupled neural networks. Computer Simulation, 21(4): 102-105 (in Chinese) [张 军英,梁军利. 2004. 基于脉冲藕合神经网络的图像融合. 计算 机仿真, 21(4): 102-105]
- Zhou J, Dutkiewicz E, Liu RP, Fang GF, Liu YA, Huang XJ. 2015. A modified shuffled frog leaping algorithm for PAPR reduction in OFDM systems. IEEE Transactions on Broadcasting, 61(4): 698– 709
- Zhou LP, Chen Z, Chen D, Yuan YW, Li YS, Zheng JH. 2016. Pig ear root detection based on adapted Otsu. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 47(4): 228–232 (in Chinese) [周丽萍, 陈志, 陈达, 苑严伟, 李亚硕, 郑建华. 2016. 基于改进 Otsu 算法的生猪热红外图像耳根特征区域检测. 农业机械学 报, 47(4): 228–232]

(责任编辑:李美娟)