

基于分层卷积神经网络的冬枣果实病害识别方法

师 韵, 安 琪, 张善文*

(西京学院信息工程学院, 西安 710123)

摘 要:冬枣皮薄肉脆, 富含维生素C和矿物质, 深受消费者喜爱。但冬枣病害种类繁多, 采用传统人工检查的方式成本高、效率低, 严重制约了冬枣的产业化发展。使用传统计算机视觉的冬枣病害识别方法其准确度在很大程度上取决于人为选择的特征是否合理, 具有较大的不稳定性。为了解决该问题提出一种基于分层卷积神经网络(HCNN)的冬枣果实病害识别方法。HCNN包括三个结构相同的CNN(卷积神经网络)和一个支持向量机(SVM)分类器。在进行识别的过程中, 首先将原始冬枣果实病害图像的RGB、HIS和Lab三种图像分别输入HCNN的三个CNN; 然后在分类层将三个CNN得到的特征图整合为一个特征向量; 最后通过SVM分类器对病害图像进行分类。该方法能够自动地从冬枣果实病害图像中提取到有效的特征, 不需要人工设定特征提取方法。在果实病害图像数据集上进行一系列实验, 平均识别准确率达90%以上。实验结果表明, 该方法充分利用图像不同颜色的特征, 能够实现精确、稳定和高效的冬枣果实病害类型识别, 为冬枣果实病害防治系统的发展提供参考。

关键词:冬枣果实病害识别; 病害图像分割; 卷积神经网络(CNN); 分层CNN(HCNN)

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 2096-5877(2021)04-0128-07

Recognition Method of Winter Jujube Fruit Disease Based on Hierarchical Convolutional Neural Network

SHI Yun, AN Qi, ZHANG Shanwen*

(School of information and engineering, Xijing University, Xi'an 710123, China)

Abstract: Winter jujube has thin skin and crisp meat. It is rich in vitamin C and minerals and is deeply loved by consumers. However, there are many kinds of diseases of winter jujube, which seriously restricts the industrialization development of winter jujube. In order to overcome this problem, a winter jujube fruit disease recognition method is proposed based on hierarchical convolutional neural network (HCNN). HCNN consists of three convolutional neural network (CNN) models with the same structure and one SVM classifier. Firstly, RGB, HIS and Lab images of the original winter fruit disease image are respectively input into three CNNs of HCNN. Then, the feature maps of three CNN models are integrated into a feature vector at the classification layer of HCNN. Finally, the SVM classifier is used to classify the disease images. This method can automatically extract the effective features from the disease image of winter jujube instead of the artificial design features. A series of experiments are carried out on the fruit disease image dataset. The experimental results show that the method can realize accurate, stable and efficient identification of winter jujube fruit disease types by making full use of the features of different colors in the image, and provide reference for the development of winter jujube fruit disease control system.

Key words: Winter jujube fruit disease recognition; Disease image segmentation; Convolutional neural network (CNN); Hierarchical CNN (HCNN)

农作物病害降低农作物的产量和质量, 特别

是病害果实很难出售^[1-3]。在我国陕西省大荔县黄河滩区种植约20 000 hm²大棚冬枣, 甘甜清香、营养丰富, 深受消费者喜爱。但由于大棚内温度高、湿度大, 病害频繁发生, 而且种类多, 防治难度大。尽管农药能够快速、有效地预防枣树病害, 但同时也导致农药残余过量和环境污染等严重问题。尽管有很多冬枣病害防治方法^[4-5], 但由

收稿日期: 2019-10-29

基金项目: 国家自然科学基金项目(62172338); 陕西省教育厅科研基金项目(16JK2237)

作者简介: 师 韵(1968-), 女, 副教授, 硕士, 研究领域为模式识别及应用。

通讯作者: 张善文, 男, 博士, 教授, E-mail: wjd716@163.com

于冬枣病害的表现形式复杂多变,使得很多方法的识别率不高。目前有很多基于作物病害(叶片或果实)图像的作物病害智能识别方法^[6-8],大部分方法都是从作物病害图像中提取人为设置的分类特征,然后根据提取出的特征训练一个分类器,再利用测试数据进行方法验证。这些方法的有效

性在很大程度上取决于人为选择的特征是否合理^[9]。但是由于作物病害图像的高度复杂多样性(图1),使得不同的方法提取的特征不同。利用现有的方法能够从一幅病害图像中提取出百种以上特征,但很难确定哪些特征更好。所以这些方法的主观性较强、识别率不高、泛化能力较差。



图1 冬枣果实病害图像

深度学习是机器学习领域一个新的研究方向,近年来在计算机视觉、图像与视频分析、语音识别、多媒体检索等诸多领域的应用取得了突破性进展^[10-11]。深度学习具有多层非线性映射的深层结构,能够通过对原始图像进行逐层特征变换,将图像在原空间的特征表示变换到新的特征空间,自动学习得到层次化的特征表示,从而得到更有利于分类的特征,克服了传统的作物病害识别方法中人工提取特定特征的不足^[12-13]。深度学习为基于作物病害图像的病害识别方法研究提

供一个新思路。本文提出一种基于分层卷积神经网络的大棚冬枣果实病害识别方法,并进行实验验证,取得较好的识别效果。

1 卷积神经网络

卷积神经网络(CNN)是一个应用广泛的深度学习模型^[14]。CNN的模型结构更接近实际的生物神经网络,在语音识别和图像识别等诸多方面具有独特的优越性。其结构如图2所示。

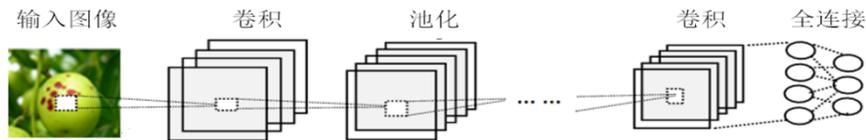


图2 卷积神经网络结构

1.1 基本结构和功能

CNN由一个输入层、多个交替的卷积层和池化层(下采样层)、三个全连接层组成,而每层由多个独立神经元组成。卷积层用于提取输入图像的特征,第一个卷积层的输入来源于输入层的原始图像,其后的卷积层的输入来源于池化层。池化层采用池化算法进行下采样。全连接层位于卷积神经网络隐含层的最后部分,其作用是对提取的特征进行非线性组合以得到输出特征向量。具有不同层的卷积层和池化层的模型工作原理基本相同,只是随着层数的加深,提取数据的特征更加抽象也更具有判别能力,但层数太多可能导致过拟合等问题。

1.2 工作原理

CNN是隐式地从训练数据中学习判别特征,而且同一特征映射面上的神经元权值相同,从而能够并行学习,避免了传统图像识别中的显式的

特征提取过程。CNN的权值共享策略降低了网络的复杂度。同时,在特征提取时同一个特征图使用相同的卷积核,不同的特征图使用不同的卷积核。卷积层将不同的局部特征保存下来,使得提取出的特征具有旋转、平移不变性。CNN的训练过程分为向前传播和向后传播两个阶段。在向前传播阶段,CNN从样本集中抽取一个标签为 Y_m 的样本 X 输入网络,信息从输入层经过逐级变换传送到特征输出层,计算相应的实际输出 O_m :

$$O_m = f_n(\dots(f_2(f_1(XW_1)W_2)\dots)W_n) \dots \dots \dots (1)$$

其中, $f()$ 是一个激活函数, $W_i(i=1,2,\dots,n)$ 为已训练好的映射权值矩阵。

这个过程是网络在完成训练后正常运行时执行的过程。在此过程中,模型进行输入与每层权值矩阵相点乘,得到最后的输出结果。在实际操作中,对于图像块采用卷积核进行卷积,需要增加一个偏置项,则第1层输出的卷积运算为:

$$x^l = f(W^l x^{l-1} + b^l) \dots \dots \dots (2)$$

其中, l 为模型层数, W^l 表示已训练好当前层的映射权值矩阵, b^l 为当前模型的加性偏置。

在反向传播阶段, 计算实际输出与理想输出的差异, 并按极小化误差的方法反向传播调整权矩阵。

CNN 一般采用平均池化或最大池化算法对每个特征图进行独立下采样操作。平均池化依据定义的邻域窗口计算特定范围内像素的均值, 邻域窗口平移步长大于 1 (小于等于池化窗口的大小), 而最大池化则将均值替换为最大值输出到下个阶段。池化操作后, 输出特征图的分辨率降低, 但能较好地保持高分辨率特征图描述的特征。在实际应用中, CNN 可以去掉下采样过程, 通过在卷积阶段设置卷积核窗口滑动步长大于 1 达到降低分辨率的目的。

CNN 的全连接层起到“分类器”的作用。卷积层、池化层和激活层等操作是将原始数据映射到隐层特征空间, 全连接层将学到的“分布式特征表示”映射到样本标记空间的作用。在实际使用中, 全连接层一般由卷积操作来实现, 即对上一层卷积层的全连接层可以转换为卷积核为 $h \times w$ 的全局卷积, h 和 w 分别为前层卷积结果的高和宽; 对上一层连接的全连接层可以转换为卷积核为 1×1 的卷积。

CNN 在完成卷积映射后通过激活函数对输出进行调整, 将卷积层提取的特征作为函数输入, 进行非线性映射。常用的激活函数有 sigmoid 和 tanh 等饱和非线性函数。近几年广泛采用不饱和非线性函数 ReLU。在训练梯度下降时, ReLU 比传统的饱和非线性函数的收敛速度更快, 因此在训练整个网络时, 训练速度比传统的方法快。

2 基于 Itti 的病害图像分割方法

Itti 算法是一种有效的视觉显著性图像分割方法^[15-16], 其主要思想为: 首先对输入图像进行多个特征通道和多尺度的分解, 然后进行滤波得到特征图, 再对特征图做融合得到显著图。获取的显著图对应的显著特征为亮度特征、颜色特征和

方向特征。Itti 算法具有快速识别图像显著区域的优势, 其步骤如下:

- (1) 读取图像。设 I_0 为源图像, 经高斯滤波和 $1/2$ 采样得到 I_1 , 进行 8 次 $1/2$ 采样, 得到 I_8 , I_8 为 I_0 的 $1/256$;
- (2) 提取特征。包括 R、G、B、Y 四种颜色信息, 0° 、 45° 、 90° 、 135° 四个方向信息和亮度 I 共九种信息;
- (3) 不同尺度间特征取差, 形成特征图。由于尺度不同, 取差运算过程为: 先进行插值使其具有相同大小, 然后对应相减并取绝对值;
- (4) 特征图融合。先对特征进行归一化处理, 然后分别进行尺度之间求和。求和过程与步骤 (3) 的取差过程类似, 先插值后求和;
- (5) 对上述三类特征图加权求和得到显著图。

3 基于 HCNN 的冬枣果实病害识别方法

在物联网环境下的大棚冬枣果实病害识别问题中, 病害图像的颜色是比较重要的特征。AlexNet 是一种应用比较广泛的一个卷积神经网络模型, 在图像处理中取得很多成功应用^[11-14]。针对冬枣果实病害识别难题, 在 AlexNet 的基础上, 构建一个分层 CNN 模型 (HCNN)。HCNN 由三个结构相同的 CNN、一个特征组合层和一个分类层组成。在 HCNN 的基础上提出一种基于 HCNN 的冬枣果实病害识别方法, 其流程图如图 3 所示。主要步骤如下:

- (1) 预处理。对冬枣果实病害图像进行预处理。由于物联网传感器采集到的病害图像具有较强的噪声干扰, 利用 Itti 算法对图像进行增强, 得到显著图^[16]。由于病害图像的复杂多样性, 使得图像的预处理过程比较复杂、费时, 所以尝试提取病害图像的一个感兴趣区域, 作为识别方法的输入, 省略背景分离和病斑分割过程。

- (2) 颜色空间转换。RGB 是常用颜色模式。HIS 色彩空间是从人的视觉系统出发, 用色调 (Hue)、亮度 (Intensity 或 Brightness) 和色饱和度 (Saturation 或 Chroma) 来描述色彩。HIS 色彩空间可以用一个圆锥空间模型来描述。用这种描述 HIS 色彩空间的圆锥模型相当复杂, 但能把色调、亮度

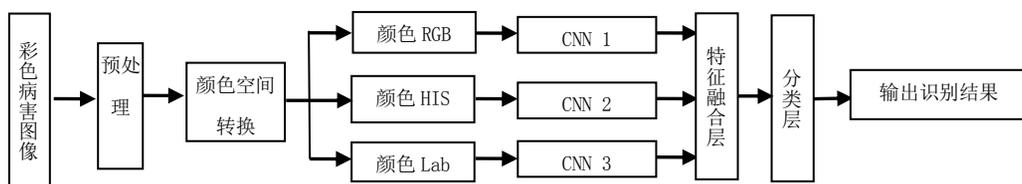


图 3 基于 HCNN 的冬枣果实病害识别方法

和色饱和度的变化情形表现的很清楚。通常把色调和饱和度通称为色度,用来表示颜色类别与深浅程度。Lab颜色模式弥补了RGB和HIS色彩模式的不足。它是一种与采集设备无关的颜色模型,也是一种基于生理特征的颜色模型。本文选择RGB、HIS和Lab作为HCNN的输入,分割后的彩色RGB病斑图像转换为HIS和Lab颜色空间,得到一幅图像的三个颜色空间图像RGB、HIS和Lab。

(3)特征提取。将RGB、HIS和Lab图像分别输入HCNN的三个CNN,提取特征图。由于全连接层中的每个神经元与其前一层的所有神经元进行全连接,所以计算量很大。结合冬枣果实病害图像数据集,在第三个全连接层设置神经元数为32,每个CNN得到一个维数为32的特征向量。这样可以极大减少CNN全连接层的节点参数。

(4)HCNN的训练过程。在训练过程中,分别训练HCNN的每个CNN。在目标函数越接近最优值时采用比前面小的学习率进行训练,通过调整参数提高整个HCNN模型的性能。利用反向传递计算梯度,优化HCNN的每个CNN的各项参数,获取更优分类特征。选择非线性的ReLU函数为激活函数,对卷积神经层后的数据进行训练。设置适当的卷积核,提高HCNN每个CNN的性能。卷积核的大小决定一个神经元感受野的大小,若卷积核过小,则不能提取有效的局部特征;但若卷积核过大,则提取的特征的复杂度可能远远超过卷积核的表示能力。采用批量正则化方法,将每一层的概率分布转换为标准正态分布进行优化。采集最大池化算法对获得的特征进行下采样。将每个CNN的各卷积层修改为卷积自动编码器,利用最小化重构误差调整每个CNN的权值。其他参数选取为Matlab 2017a中深度学习工具箱(Deep Learn Tool Box)中的默认参数值。

HCNN的误差表示为:

$$E = \frac{1}{2n} \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^m (f - f_{label})^2 \dots\dots\dots (3)$$

其中,n、m分别为训练样本的样本总数和类别数,f为由激励函数得到的一个m×1输出矩阵,f_{label}为训练样本标签,是一个m×1的二值矩阵。

HCNN模型训练的优劣主要通过损失函数确定,训练与测试的损失值越低模型训练得越好,使得整个网络在训练阶段能够收敛。

(5)特征融合。调整最后一层全连接层的输出为32,将三个CNN的最后一个全连接层得到的

特征向量进行级联,得到一个维数为96的特征向量,作为分类层的输入。

(6)分类。在分类层采用SVM分类器对病害图像进行分类。

特征提取的过程描述如下:

设第一个卷积层表示为C1,第一个池化层表示为S1,将原始图像的三个颜色空间图像设置为大小相同。假设病害图像的每个颜色空间图像大小为64×64,则通过一个5×5大小的卷积核卷积大小为64×64图像,得到12个60×60大小的二维特征图。同一个特征图使用的5×5的卷积核相同。C1需要训练的参数数目为12×(5×5+1)=312个,而输入层和C1的连接数为312×(60×60)=1 123 200条。在第一个池化层(S1),通过式(1)的激活函数获得12个30×30大小的特征图,即通过将C1中所有互不重叠的2×2的子块x求和,再乘以一个权重w,加上一个偏置项b得到的。因为C1中特征图大小为60×60,所以得到的子采样结果为30×30的特征子图。然后,每个子采样层使用的缩放因子为2,其目的控制缩放下降的速度,因为缩放是指数级缩放,缩小的速度太快也意味着提取图像特征更加粗糙,将会失去更多图像细节特征。每一个子采样特征图需要训练2个参数,所以S1需要训练12×2=24个参数。

第二个卷积层(C2)与C1类似。C2也使用大小为5×5的卷积核,则得到的特征图大小为26×26。通过C1和S1后,S1的每一个神经元覆盖的感受野相当于原始图像的10×10(即C1的卷积核为5×5,第二个池化层(S2)的采样子块大小为2×2,则5×5×2×2=10×10)。C2经过5×5大小的卷积核提取S1的特征,它的感受野进一步扩大,相当于原始图像的50×50。C1通过输入层一张图像获得12个映射平面,现在C2需要从S1的12个特征图映射出24个特征图,这里需要一定的技巧。C2中的每个特征图在进行卷积时,是由S1中几个特征图或全部特征图组合成输入,再进行卷积得到。其余的卷积层与子采样层的数据处理过程与前面的层基本相同。经过多层的卷积和下采样,提取的特征更加抽象,也更具有表达能力。

在每个CNN中,第一个全连接层有24×5×5=600个神经元,每个神经元与输出的一个神经元相连,第二个全连接层输出维数为196特征向量,再经过调整最后一个全连接层的输出为32。

由三个CNN分别得到一个维数为32的特征向量。在特征融合层将三个特征向量进行级联,

得到一个维数为 $32 \times 3 = 96$ 的特征向量,输入SVM分类层,训练分类层的SVM分类器,得到训练好的冬枣果实病害识别模型,然后利用测试数据进行模型性能测试。

4 实验结果与分析

为了表明本文提出的冬枣果实病害识别方法的有效性,在陕西大荔县冬枣大棚园区采集冬枣常见的炭疽病、烂果病、缩果病、黑点病四种果实病害各100幅图像,提取每幅图像的一个包含大部分病斑的感兴趣区域,再将每幅图像裁剪为

64×64 图像。实验条件为CPU: Intel Corei3-2120 8G 和 Windows 64 位,软件平台为 Matlab 2017a 以及 Matlab 深度学习工具箱(Deep Learn Toolbox-master)。由于目前没有公开的冬枣果实病害图像数据库,而深度学习模型需要大量的样本进行模型训练,所以通过旋转、颜色和亮度变化、大小缩放等方式将每幅图像扩充为50幅图像,由此模拟基于物联网监控视频的多种环境下的拍摄条件,则共得到病害图像 $4 \times 100 \times 50 = 20\ 000$ 幅。图4为四种果实病害示例及其扩充的图像。

利用Itti算法对图像进行显著性增强^[15-16],再

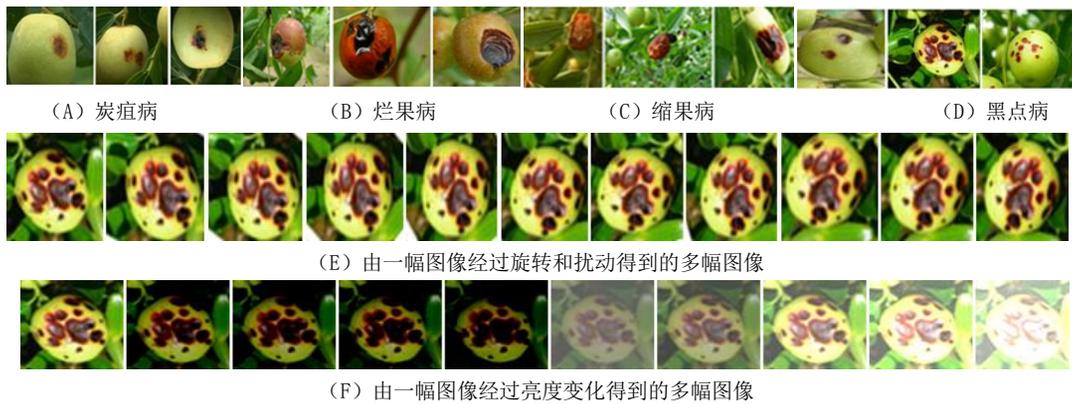


图4 冬枣果实病害图像

利用K-均值聚类法对图像进行分割,得到对应的病斑图像^[17],分割结果如图5所示。

由以上图像采集和处理过程,可以得到4个

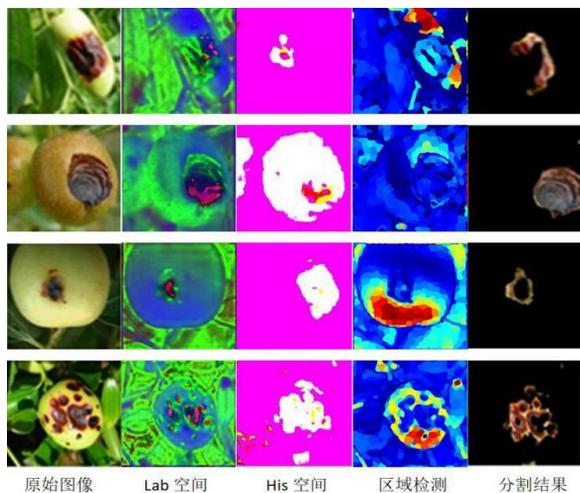


图5 冬枣果实病害图像处理

图像数据集:(1)原始病害图像集,由400幅原始图像组成;(2)扩充图像集,由对原始图像扩充后的20 000幅图像组成;(3)原始病斑图像集,由原始图像分割后的400幅病斑图像组成;(4)扩充病斑图像集,由分割的400幅病斑图像再扩充得到的20 000幅病斑图像组成。

利用HCNN提取图像的深层特征,由HCNN的第一个CNN得到的部分特征图和卷积核如图6所示。从图6可以看出,不同的卷积核能够提取图像的不同特征,而且随着卷积层的增加,HCNN的特征提取能力明显增强。

以下实验采用5-折交叉验证法,将整个数据集随机分为5个子集,每次将其中一个子集作为测试集,剩下4个作为训练集。训练集用于训练HCNN模型和SVM分类器,测试集用于测试所提出的病害识别方法的性能。识别过程见图7。

利用Itti算法对每幅彩色图像进行显著性增强,然后将每幅增强图像的RGB、HIS和Lab图像分别输入HCNN的三个CNN。在特征组合层得到一个维数为96的特征向量。训练集图像训练每个CNN,得到组合特征向量再训练SVM分类器。当HCNN模型稳定后,再将测试集输入,由SVM得到识别结果。为了表明本文所提出方法的有效性,与三种果实病害识别方法进行比较:改进的和差直方图(ISDH)^[18]、基于颜色、纹理和形状特征(CTS)^[19]和基于图像处理(IP)^[20]。

为了表明本文方法的有效性,在以下4个数据集中采用5-折交叉验证法:原始病害图像集、

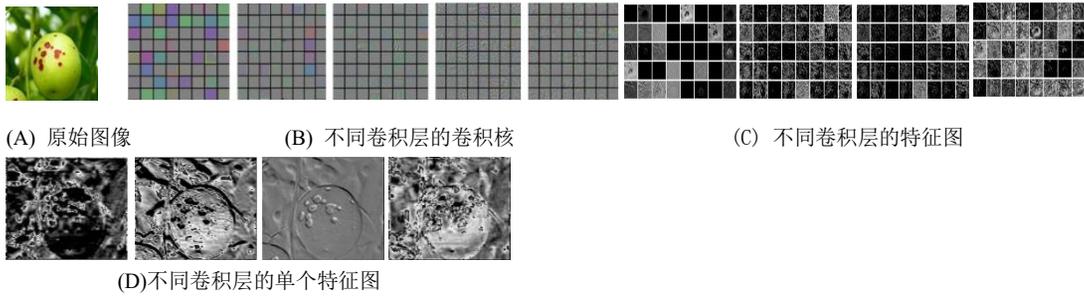


图6 一幅RGB图像的卷积图和卷积核

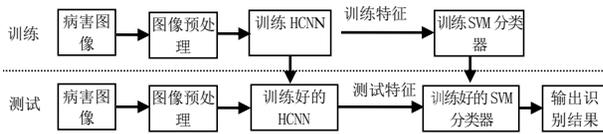


图7 基于HCNN的冬枣果实病害识别过程

扩充图像集、原始病斑图像集、扩充病斑图像集。重复5-折交叉验证实验50次,计算每次实验病害识别率平均值,得到正确识别率和方差见表1。

由表1看出,基于HCNN的病害识别方法在

表1 四种方法在不同冬枣果实病害图像集上的识别率和方差

方法	ISDH	CTS	IP	本文方法
原始病害图像	54.62±6.32	61.57±5.63	62.14±5.26	78.16±5.22
原始病斑图像集	81.52±3.26	83.13±3.28	84.15±3.45	78.82±3.45
扩充病害图像集	54.71±2.68	62.13±2.25	62.65±2.57	90.32±2.25
扩充病斑图像集	82.27±2.42	84.26±2.53	84.59±2.67	91.37±2.24

扩充病害图像集和扩充病斑图像集中的识别率明显高于在其他两个没有扩充的图像集中的识别率。原因是:CNN及其改进模型需要大量训练样本训练模型参数。但如果没有足够的训练样本,就不能训练出性能稳定的模型,则识别效果就较差。由于HCNN能够从原始图像中自动学习到深层分类特征,不需要图像预处理过程,所以HCNN在原始图像数据集和分割后的病斑数据集上的识别率差异不大。三种传统方法在两个病斑图像集中的识别率明显高于在两个病害图像集中的识别率,但是在图像集及其扩充图像集中的识别率差异不大。原因是:由于病害图像的复杂多样性,如果不进行病斑分割,采用一般的特征提取方法很难从原始病害图像中提取到较好的分类特征。由于传统方法采用的K-最近邻、SVM和神经网络等分类器不需要大量训练样本,所以扩充和不扩充图像集中的识别率差异不大。由于传统的识别方法对图像的旋转和光照等比较敏感,所以三种基于特征提取的病害识别方法的识别效果较差。通过综合比较,在大型数据库上,本文提出的冬枣病害分类模型有着明显优势,能够应用于实际冬枣果实病害识别系统。

5 结论

传统作物病害识别方法的识别效果特别依赖于图像预处理、病斑分割和特征提取和选择算法。但由于病害图像的复杂、多样、无规律性,所以很难提出较好的分类特征。针对冬枣果实病害识别难题,提出一种基于HCNN的冬枣果实病害识别方法。该方法能够直接利用三个彩色空间的冬枣果实病害图像进行冬枣果实病害识别。实验结果表明,本文提出的方法是有效、可行的。下一步将设计基于HCNN的病害识别系统的并行化处理框架,以加快HCNN的训练和识别速度。

参考文献:

[1] 袁云香. 苹果树腐烂病的药物防治综述[J]. 吉林农业科学, 2012, 37(5): 48-51.

[2] 温素卿. 苹果枝干轮纹病的发生与防治技术[J]. 吉林农业科学, 2013, 38(2): 64-67.

[3] 王瀚, 卓平清, 王让军, 等. 核桃腐烂病研究进展[J]. 东北农业科学, 2019, 44(3): 23-27.

[4] 杨国安. 冬枣病虫害综合防治技术[J]. 北京农业, 2015(19): 46-47.

[5] 王永, 刘芹, 张兴甫. 冬枣黑斑病的识别和防治研究[J]. 湖北植保, 2016(4): 46-50.

[6] 刘君, 王振中, 李宝聚, 等. 基于图像处理的作物病害自动识别系统的研究[J]. 计算机工程与应用, 2012, 48(13): 154-158.

[7] 王献锋,王震,王旭启,等.基于SVM和形态学的作物病斑图像分割方法[J].吉林农业科学,2015,40(1):51-53,60.

[8] Kiran R. Gavhale, Ujwalla G. An Overview of the Research on Crop Leaves Disease detection using Image Processing Techniques [J]. IOSR Journal of Computer Engineering (IOSR-JCE), 2014, 16(1): 10-16.

[9] 杨波,张立娜,杨信东.基于移动互联网和SVM技术的玉米病害识别技术研究[J].吉林农业科学,2014,39(3):59-62.

[10] 刘建伟,刘媛,罗雄麟.深度学习研究进展[J].计算机应用研究,2014,31(7):1921-1930.

[11] 尹宝才,王文通,王立春.深度学习研究综述[J].北京工业大学学报,2015,41(1):48-59.

[12] 张政馗,庞为光,谢文静,等.面向实时应用的深度学习研究综述[J].软件学报,2020,31(9):34-57.

[13] 孙志远,鲁成祥,史忠植,等.深度学习研究与进展[J].计算机科学,2016,43(2):1-8.

[14] 龚丁禧,曹长荣.基于卷积神经网络的植物叶片分类[J].计算机与现代化,2014(4):12-15.

[15] 李敏学.基于注意力机制的图像显著区域提取算法分析与比较[D].北京:北京交通大学,2011.

[16] 刘露,于晓婷,丁博.一种基于视觉显著模型的PET图像快速分割算法[J].哈尔滨理工大学学报,2017(4):40-45.

[17] 梁焯炜.K-均值聚类算法的改进及其应用[D].长沙:湖南大学,2012.

[18] Dubey S R, Jalal A S. Apple disease classification using color, texture and shape features from images [J]. Signal Image & Video Processing, 2015: 1-8.

[19] Dubey S R, Jalal A S. Apple disease classification using color, texture and shape features from images [J]. Signal Image & Video Processing, 2016, 10(5): 819-826.

[20] Sherlin Varughese, Nayana Shinde, Swapnali Yadav. Learning-Based Fruit Disease Detection Using Image Processing [J]. International Journal of Innovative and Emerging Research in Engineering, 2016, 3(2): 96-100.

(责任编辑:王昱)

(上接第98页)

(3) 夯实数字农业领域人才支撑

依托涉农高校、科研院所、数字龙头企业等机构,加快培养一批数字农业领域的专业技术人才和管理人才,逐步解决数字人才缺乏的难题。加快数字农业业务培训,特别是要定期组织数字人才培训,提高农业管理部门和农业生产者、经营者的数字技术能力。积极推进数字农业人才下乡活动,重点对农村干部、新型农业经营主体等进行数字化帮扶,快速提升其数字农业技术应用和管理水平。

参考文献:

[1] 唐要家.数字经济赋能高质量增长的机理与政府政策重点[J].社会科学战线,2020(10):61-67.

[2] 刘红玉.习近平关于建设数字中国重要论述的四维意蕴[J].

湖南大学学报(社会科学版),2020,34(5):10-14.

[3] 王开科,吴国兵,章贵军.数字经济发展改善了生产效率吗[J].经济学家,2020(10):24-34.

[4] 葛佳琨,刘淑霞.数字农业的发展现状及展望[J].东北农业科学,2017,42(3):58-62.

[5] 刘海启.以精准农业驱动农业现代化加速现代农业数字化转型[J].中国农业资源与区划,2019,40(1):1-6,73.

[6] 阮俊虎,刘天军,冯晓春,等.数字农业运营管理:关键问题、理论方法与示范工程[J].管理世界,2020,36(8):222-233.

[7] 吕小刚.数字农业推动农业高质量发展的思路 and 对策[J].农业经济,2020(9):1-16.

[8] 汪懋华,李道亮.力推数字科技与农业农村的深度融合[J].农业工程技术,2020,40(15):23-24.

[9] 唐华俊.强化数字农业科技创新[J].中国合作经济,2020(3):10-11.

(责任编辑:王丝语)

(上接第118页)

[14] Hu H F. Orthogonal neighborhood preserving discriminant analysis for face recognition[J]. Pattern Recognition, 2008, 41(6): 2045-2054.

[15] Tae-Kyun K, Josef K. Locally linear discriminant analysis for multimodally distributed classes for face recognition with a single model image[J]. IEEE Transactions On Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(3):318-327.

[16] 刘露,于晓婷,丁博.一种基于视觉显著模型的PET图像快速分割算法[J].哈尔滨理工大学学报,2017,22(4):40-45.

[17] Yu W W, Teng X L, Liu C Q. Face recognition using discriminant locality preserving projections[J]. Image and Vision Computing, 2006, 24(3):239-248.

[18] Seetharani Murugaiyan Jaisakthi, Palaniappan Mirunalini, Ara-

vindan C. Automated skin lesion segmentation of dermoscopic images using GrabCut and k-means algorithms[J]. IET Computer Vision, 2018, 12(8):1088-1095.

[19] 计甜甜,李泽彬,赵江东,等.基于颜色差异性的植物叶片病害图像分割方法[J].湖北农业科学,2018,57(18):94-97,110.

[20] 任玉刚,张建,李森,等.基于分水岭算法的作物病害叶片图像分割方法[J].计算机应用,2012,32(3):752-755.

[21] 霍迎秋,唐晶磊,尹秀珍.基于灰度关联分析的苹果病害识别方法研究[J].实验技术与管理,2013,30(1):49-51.

[22] Wang B, Zhang L, F Li. Supervised orthogonal discriminant projection based on double adjacency graphs for image classification [J]. IET Image Processing, 2017, 11(11):1050-1058.

(责任编辑:王昱)