

# 基于深度学习和支持向量机的4种苜蓿叶部病害图像识别

秦丰<sup>1</sup> 刘东霞<sup>2</sup> 孙炳达<sup>3</sup> 阮柳<sup>1</sup> 马占鸿<sup>1</sup> 王海光<sup>1\*</sup>

(1. 中国农业大学 植物保护学院,北京 100193;

2. 河北北方学院 农林科技学院,河北 张家口 075000;

3. 中国科学院 微生物研究所,北京 100101)

**摘要** 为实现苜蓿叶部病害的快速准确诊断和鉴别,基于图像处理技术,对常见的4种苜蓿叶部病害(苜蓿褐斑病、锈病、小光亮叶斑病和尾孢菌叶斑病)的识别方法进行探索。对采集获得的899张苜蓿叶部病害图像,利用人工裁剪方法从每张原始图像中获得1张子图像,然后利用结合K中值聚类算法和线性判别分析的分割方法进行病斑图像分割,得到4种病害的典型病斑图像(每张典型病斑图像中仅含有1个病斑)共1651张。基于卷积神经网络提取病斑图像特征,建立病害识别支持向量机(Support vector machine,SVM)模型。结果表明:当病斑图像尺寸归一化为32×32像素,利用归一化的特征HSV(即特征H、特征S和特征V归一化后的组合特征)构建的病害识别SVM模型最优,其训练集识别正确率为94.91%,测试集识别正确率为87.48%。本研究基于深度学习和SVM所建立的病害识别模型可用于识别上述4种苜蓿叶部病害。

**关键词** 苜蓿;病害;图像识别;特征提取;深度学习;卷积神经网络;支持向量机

中图分类号 S126;S431.9

文章编号 1007-4333(2017)07-0123-11

文献标志码 A

## Image recognition of four different alfalfa leaf diseases based on deep learning and support vector machine

QIN Feng<sup>1</sup>, LIU Dongxia<sup>2</sup>, SUN Bingda<sup>3</sup>, RUAN Liu<sup>1</sup>, MA Zhanhong<sup>1</sup>, WANG Haiguang<sup>1\*</sup>

(1. College of Plant Protection, China Agricultural University, Beijing 100193, China;

2. College of Agriculture and Forestry Science and Technology, Hebei North University, Zhangjiakou 075000, China;

3. Institute of Microbiology, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China)

**Abstract** To realize timely and accurately diagnose and identification of alfalfa leaf diseases, automatic recognition of four kinds of alfalfa leaf diseases including common leaf spot caused by *Pseudopeziza medicaginis*, rust caused by *Uromyces striatus*, Leptosphaerulina leaf spot caused by *Leptosphaerulina briosiana* and Cercospora leaf spot caused by *Cercospora medicaginis*, was investigated based on image processing technology. A sub-image with one typical lesion or multiple typical lesions was obtained by artificial cutting from each of 899 digital images of the four kinds of alfalfa leaf diseases and then was segmented by using a segmentation method integrating with K median clustering algorithm and linear discriminant analysis. After segmentation, a total of 1651 typical lesion images, each of which only contained one lesion, were obtained for further feature extraction and image recognition of the diseases. Features of the typical lesion images were extracted based on convolutional neural networks and were then used to build support vector machine (SVM) models for image recognition of the diseases. The results showed that the optimal one among the SVM models was built based on the normalized feature HSV, were obtained by merging the normalized features H, S and V while the corresponding original features which was extracted from the normalized lesion images of 32×32 pixels. For this optimal disease recognition SVM model, the recognition accuracy of the training set reached 94.91% and that of the testing set was 87.48%. The results indicated that the image recognition model built based on deep learning and SVM

收稿日期:2016-07-11

基金项目:公益性行业(农业)科研专项经费项目(201303057)

第一作者:秦丰,硕士研究生,E-mail:15210590688@163.com

通讯作者:王海光,副教授,主要从事植物病害流行病学和宏观植物病理学研究,E-mail:wanghaiguang@cau.edu.cn

could be applied to conduct the recognition and identification of the four kinds of alfalfa leaf diseases. In this study, some basis and methodological references were provided for the diagnosis and identification of alfalfa diseases and other plant diseases.

**Keywords** alfalfa; disease; image recognition; feature extraction; deep learning; convolutional neural network; support vector machine

苜蓿是一种重要的饲料作物,其富含营养物质,具有“牧草之王”之称,对于畜牧业的发展具有重要价值<sup>[1]</sup>。苜蓿是多年生豆科植物,影响其正常生长的叶部病害有十余种<sup>[2-3]</sup>。苜蓿叶部病害干扰植株的正常生理代谢,影响可溶性糖、粗蛋白、粗纤维等物质的含量,造成干草产量和品质的下降<sup>[4]</sup>。另外,苜蓿褐斑病(病原 *Pseudopeziza medicaginis*)等可导致植株体内有毒物质含量的增加,为害家畜健康,甚至造成家畜死亡<sup>[4]</sup>。苜蓿叶部病害症状复杂,诊断难度大。传统的病害诊断主要是依靠农业专家或农业技术人员田间肉眼观察和室内病原鉴定进行,费时费力,主观性强,容易导致偏差,从而造成病害误诊,影响病害的准确监测和病害防控措施的制定。因此,为了及时准确诊断和识别病害,为病害预测和防治措施的制定提供依据,保障苜蓿产业的健康发展,需要探索一种便捷、快速、智能的苜蓿叶部病害诊断和识别方法。

随着信息技术的迅速发展,植物病害图像获取和传输日益便利,图像处理技术和方法不断增多。图像识别技术已在植物病害识别<sup>[5-17]</sup>和植物病害严重程度评估<sup>[18-21]</sup>研究中得到了广泛应用,促进了植物病害监测和预测水平的提高。网络技术和人工智能更是推动了植物病害识别从单机到互联网,再到移动终端等不同研究和应用层次的快速发展<sup>[22-24]</sup>。目前,对于果蔬病害<sup>[5-6,10,12,14-15,25]</sup>和大田粮食作物病害<sup>[9,11,16]</sup>的图像识别研究相对较多。

图像特征提取是植物病害识别过程中一个非常重要的步骤。在进行植物病害识别时,一般提取病斑图像的颜色特征、形状特征和纹理特征等多种特征。过多的特征一方面会增加计算量和建模工作量,另一方面可能会导致病害识别准确性和识别方法可应用性的降低。因此,提取适合的特征和进行特征优选显得尤为重要。Story等<sup>[25]</sup>在人工控制环境下获得生菜缺钙症状图像,对图像进行分割等处理后,提取了形态学特征、颜色特征和纹理特征,通过对在多个连续时间点获得的图像特征值进行差异

分析,可比肉眼观察提前1 d对生菜缺钙进行识别和诊断。Mengistu等<sup>[26]</sup>将获取的3种咖啡重要叶部病害的图像经剪切、中值滤波处理后,利用K均值分割方法进行图像分割,提取了5个灰度共生矩阵纹理特征和6个颜色特征,采用主成分分析进行数据降维处理,并借助遗传算法进行特征优选,结合径向基神经网络和自组织神经网络所构建的分类器对2730个测试样本的识别正确率为90.07%。李冠林等<sup>[9]</sup>对采集的小麦条锈病和小麦叶锈病病害图像进行裁剪后获得包含典型症状的子图像,对子图像进行中值滤波去噪后,利用K-means硬聚类算法进行了病斑图像分割,提取了病斑图像的50个形状特征、颜色特征和纹理特征,利用逐步判别法筛选的26个特征组成的最优特征组合,以径向基函数作为核函数,所构建的支持向量机(Support vector machine, SVM)模型对这2种病害的识别效果最好,训练集和测试集识别正确率分别为96.67%和100%。祁钊等<sup>[16]</sup>将获得的玉米小斑病、玉米锈病和玉米弯孢菌叶斑病图像利用Retinex算法进行光照增强处理,采用自动阈值法在R-G灰度空间中进行了病斑图像分割,提取了22个颜色特征、纹理特征和不变矩特征,利用主成分分析对数据进行降维处理,所构建的SVM模型对54张测试病害图像的总识别正确率为90.74%。

已有研究大多通过人工设计提取植物病害图像特征。实现植物病害图像特征提取的针对性和自动化是实现病害准确识别的关键。深度学习是一种可以实现图像特征自动提取的技术,其能很好解决图像识别领域问题,是机器学习研究中的一个新领域,其概念源于人工神经网络的研究,通过组合低层特征形成更加抽象的高层特征表示属性类别,以发现数据的分布式特征表示<sup>[27]</sup>。深度学习已经被用于信号处理<sup>[28-30]</sup>、数据挖掘<sup>[28,31-32]</sup>、文本处理<sup>[28,33]</sup>和计算机视觉<sup>[28-29,34-35]</sup>等领域。卷积神经网络(Convolutional neural network, CNN)是一种深度的监督学习下的机器学习模型,已被广泛用于图像识别研究领域<sup>[35-36]</sup>。深度学习用于植物病害识别研究的报道相

对较少。谭文学等<sup>[37]</sup>利用弹性动量深度学习神经网络实现了苹果果实病害的图像识别,召回率为98.4%。王细萍等<sup>[38]</sup>将获得的苹果果实病害图像通过剪切等处理后,获得 $28 \times 28$ 像素的病斑图像,利用基于时变冲量学习的卷积网络对100个测试样本的识别正确率为97.45%。目前,深度学习方法用于植物叶部病害图像识别研究的报道极少。Sladojevic等<sup>[39]</sup>将从网络上下载获得的图像分为15个不同的类别,其中,1类为健康叶片图像,1类为背景图像,13类为果树叶部病害图像,提出了一种基于深度CNN的植物叶部病害图像识别方法,所建深度CNN对各类别的测试识别正确率为91.11%~98.21%。

针对苜蓿叶部病害图像识别的研究报道相对较少。秦丰等<sup>[40]</sup>采集了苜蓿褐斑病、锈病(病原 *Uromyces striatus*)、小光壳叶斑病(病原 *Leptosphaerulina briosiana*)和尾孢菌叶斑病(病原 *Cercospora medicaginis*)4种常见苜蓿叶部病害的图像,利用结合  $K$  中值聚类算法和线性判别分析的分割方法对裁剪获得的子图像进行分割,提取了病斑图像的颜色特征、形状特征和纹理特征共计129个,利用朴素贝叶斯方法和线性判别分析方法结合顺序前向选择方法(Sequential forward selection method)进行特征筛选,分别获得2个最优特征子集,比较了基于这2个最优特征子集所建立的朴素贝叶斯模型、线性判别分析模型和SVM模型的识别效果,结果表明,利用所建线性判别分析模型下的最优特征子集构建的病害识别SVM模型最优,训练集和测试集的识别正确率分别为96.18%和93.10%。为了提高苜蓿叶部病害的图像识别效率和准确率,需要进一步探索病害图像的特征提取方法和优选方法。

本研究基于获得的苜蓿褐斑病、锈病、小光壳叶斑病和尾孢菌叶斑病病害图像,利用结合  $K$  中值聚类算法和线性判别分析的图像分割方法进行病斑图像分割,探索基于CNN对病斑图像的RGB、HSV和 $L^* a^* b^*$ 颜色空间下共9个分量灰度图像分别进行特征提取,在未特征归一化和特征归一化2种情况下,尝试利用不同特征和特征组合构建病害识别SVM模型,比较各模型的识别效果,以获得最优病害识别模型,旨在为这4种苜蓿叶部病害的准确识别提供一种便捷、快速的方法。

## 1 材料与方法

### 1.1 图像获取

本研究使用的苜蓿叶部病害图像与参考文献<sup>[40]</sup>中所用苜蓿叶部病害图像相同,共计899张,包括76张苜蓿褐斑病图像、136张苜蓿锈病图像、231张苜蓿小光壳叶斑病图像、456张苜蓿尾孢菌叶斑病图像。所使用的病害图像均为将田间采集到的具有典型症状病斑的发病叶片带回室内,置于白色背景下拍照获得的。病害图像分辨率为 $4\ 256 \times 2\ 832$ 像素。拍照时,将发病苜蓿叶片尽可能展平,以使相机镜头与叶片所在平面平行。对每一张病害图像,利用人工裁剪方法裁剪出一张包含1个或多个典型症状病斑的子图像。子图像的大小取决于其包含的典型病斑大小和典型病斑数量。本研究所用的苜蓿叶部病害子图像与参考文献<sup>[40]</sup>中所用子图像相同。

### 1.2 病斑图像分割

在参考文献<sup>[40]</sup>中,利用结合  $K$  中值聚类算法和线性判别分析的分割方法实现了所获得4种苜蓿叶部病害病斑图像的分割,分割效果较好。本研究采用参考文献<sup>[40]</sup>中的病斑图像分割结果,用于本研究中病斑图像特征的提取。结合  $K$  中值聚类算法和线性判别分析的图像分割方法对人工裁剪所获得的子图像进行分割处理<sup>[40]</sup>。在经过分割后获得的每一张二值图像中,每个独立的白色区域(连通分量)代表一个病斑,黑色背景代表非病斑区域,此时,可以确定包含每个病斑(即独立的白色区域)的最小矩形所在位置。将原始子图像的每个颜色通道( $R, G, B$ )与分割后的二值图像相乘,再利用MATLAB软件系统函数“cat”整合成一张新的RGB图像,目的是去除原始子图像的背景,只保留病斑部分。利用MATLAB软件系统函数“imcrop”,并结合包含每个病斑的最小矩形的位置信息,就可在新获得的RGB图像上将每个矩形裁剪下来,从而获得多个病斑图像。例如,如果一张原始子图像包含3个病斑,通过上述操作就可获得3张病斑图像。经过图像分割获得的4种病害的典型病斑图像(每张图像中仅含有1个病斑)共计1 651张,其中包括苜蓿褐斑病病斑图像167张、苜蓿锈病病斑图像400张、苜蓿小光壳叶斑病病斑图像556张、苜蓿尾孢菌叶斑病病斑图像528张。

### 1.3 病斑图像特征提取

本研究基于 CNN 对病斑图像的 RGB、HSV 和  $L^*a^*b^*$  颜色空间下共 9 个分量灰度图像分别进行特征提取。首先,将分割得到的病斑图像进行缩放,使所有图像尺寸大小归一化为  $64 \times 64$  像素,并将各图像由 RGB 颜色空间依次转换至 HSV 和  $L^*a^*b^*$  颜色空间,由此得到  $R$ 、 $G$ 、 $B$ 、 $H$ 、 $S$ 、 $V$ 、 $L^*$ 、 $a^*$  和  $b^*$  共 9 个颜色分量的病斑灰度图像。基于 CNN 提取病斑图像特征的过程包括 CNN 网络结构和权值的确定以及特征提取。

#### 1.3.1 CNN 网络结构和权值的确定

利用 Palm 开发的深度学习 MATLAB 工具箱实现 CNN 算法<sup>[41]</sup>。本研究使用的 CNN 网络为 6 层的网络结构,它们依次是输入层、卷积层 C1、下采样层 S2、卷积层 C3、下采样层 S4、特征层 F5。其中,输入层图像尺寸为  $64 \times 64$  像素;利用  $5 \times 5$  的卷积核对输入层图像进行卷积计算,得到 C1 层的 6 张特征图,每张特征图的大小为  $60 \times 60$  像素;对 C1 层的 6 张特征图进行  $2 \times 2$  的池化(Pooling),得到 S2 层的 6 张特征图,每张特征图的大小为  $30 \times 30$  像素;利用  $5 \times 5$  的卷积核对 S2 层的 6 张特征图进行卷积计算,得到 C3 层的 12 张特征图,每张特征图的大小为  $26 \times 26$  像素,其中,C3 层与 S2 层的连接方式为全链接;对 C3 层的 12 张特征图进行  $2 \times 2$  的池化,得到 S4 层的 12 张特征图,每张特征图的大小为  $13 \times 13$  像素;将 S4 层的 12 张特征图展开成  $1 \times 2028$  的列向量,得到 F5 层;将 F5 层特征向量作为典型神经网络的输入,经由 Sigmoid 激励函数输出病害判别结果。随机生成网络初始权值,并利用反向传播算法进行权值调整。CNN 的学习速率设为 0.1,每计算 50 个样本调整一次网络权值,迭代次数设置为 100。

图像尺寸可能影响基于 CNN 的病斑图像特征提取结果,为分析该因素的影响,本研究同时尝试了将所有病斑图像尺寸归一化至  $32 \times 32$  像素,利用与上述 CNN 网络相同的参数设置和训练方法,进行网络训练。其中,输入层图像尺寸为  $32 \times 32$  像素;利用  $5 \times 5$  的卷积核对输入层图像进行卷积计算,得到 C1 层的 6 张特征图,每张特征图的大小为  $28 \times 28$  像素;对 C1 层的 6 张特征图进行  $2 \times 2$  的池化,得到 S2 层的 6 张特征图,每张特征图的大小为  $14 \times 14$  像素;利用  $5 \times 5$  的卷积核对 S2 层的 6 张特征图进行卷积计算,得到 C3 层的 12 张特征图,每张特

征图的大小为  $10 \times 10$  像素,其中,C3 层与 S2 层的连接方式为全链接;对 C3 层的 12 张特征图进行  $2 \times 2$  的池化,得到 S4 层的 12 张特征图,每张特征图的大小为  $5 \times 5$  像素;将 S4 层的 12 张特征图展开成  $1 \times 300$  的列向量,得到 F5 层;将 F5 层特征向量作为典型神经网络的输入,经由 Sigmoid 激励函数输出病害判别结果。随机生成网络初始权值,并利用反向传播算法进行权值调整。CNN 的学习速率设为 0.1,每计算 50 个样本调整一次网络权值,迭代次数设置为 100。

#### 1.3.2 用于构建病害识别模型病斑图像特征提取

直接使用 F5 层特征建立病害识别模型容易因特征维数过高,导致模型过拟合。因此,本研究针对  $R$ 、 $G$ 、 $B$ 、 $H$ 、 $S$ 、 $V$ 、 $L^*$ 、 $a^*$  和  $b^*$  共 9 个颜色分量的灰度图像,基于 CNN 分别提取 S4 层 12 张特征图的一阶矩、二阶矩和三阶矩特征,每个颜色分量的灰度图像获得共计 36 维特征。将提取的特征,根据各分量类型,分别记为特征  $R$ 、 $G$ 、 $B$ 、 $H$ 、 $S$ 、 $V$ 、 $L^*$ 、 $a^*$  和  $b^*$ 。一阶矩、二阶矩、三阶矩的计算公式见参考文献[42]。

#### 1.4 病害识别模型的建立

按 2:1 的比例将经过图像分割获得的 1 651 张典型病斑图像划分为训练集和测试集,训练集共 1 100 张病斑图像(其中,苜蓿褐斑病病斑图像 111 张、苜蓿锈病病斑图像 267 张、苜蓿小光亮叶斑病病斑图像 371 张、苜蓿尾孢菌叶斑病病斑图像 351 张),测试集共 551 张病斑图像(其中,苜蓿褐斑病病斑图像 56 张、苜蓿锈病病斑图像 133 张、苜蓿小光亮叶斑病病斑图像 185 张、苜蓿尾孢菌叶斑病病斑图像 177 张)。基于 CNN 提取的特征  $R$ 、 $G$ 、 $B$ 、 $H$ 、 $S$ 、 $V$ 、 $L^*$ 、 $a^*$  和  $b^*$ ,以各特征和不同特征组合为输入,构建病害识别 SVM 模型。由于一阶矩、二阶矩、三阶矩的取值范围不同,这可能对病害识别模型的效果产生影响,因此,本研究同时将所有特征值的范围归一化至  $[0,1]$  区间,然后利用各特征和不同特征组合构建病害识别 SVM 模型,与利用未归一化的特征所构建的病害识别 SVM 模型进行比较,分析特征归一化对病害识别模型效果的影响。按照下式进行特征归一化:

$$X_{\text{norm}}^i = \frac{X^i - X_{\min}^i}{X_{\max}^i - X_{\min}^i} \quad (1)$$

式中: $X_{\text{norm}}^i$  为归一化处理后的第  $i$  个特征; $X^i$  为归一化处理前的第  $i$  个特征; $X_{\min}^i$  和  $X_{\max}^i$  分别为归一化处理前的第  $i$  个特征的最小值和最大值。

SVM 可以很好地应用于高维度数据建模,能够较好地解决小样本、非线性、高维数和局部极小点等问题<sup>[43]</sup>。本研究采用台湾林智仁研究团队<sup>[44]</sup>编写的 LIBSVM 软件包中的 C-SVM 构建苜蓿叶部病害识别 SVM 模型。以径向基函数作为所建病害识别 SVM 模型的核函数,在  $2^{-10} \sim 2^{10}$  内,利用网格搜索算法(Grid search algorithm)搜索惩罚参数  $C$  和核函数参数  $g$ ,均以 0.4 作为搜索步距,遍历网格内所有点,针对训练集计算 3 次交叉验证识别正确率,选择识别正确率最高时的  $C$  值和  $g$  值作为 SVM 模型的参数,将其分别记为  $C_{best}$  和  $g_{best}$ 。分别计算训练集和测试集的识别准确率,并以此作为所建病害识别 SVM 模型识别效果的评价依据。

## 2 结果与分析

### 2.1 基于 64×64 像素图像所建苜蓿叶部病害识别模型的识别结果

将图像尺寸归一化至 64×64 像素,基于 CNN 提取病斑图像特征,所建病害识别 SVM 模型的识别结果如表 1 和表 2 所示。其中,表 1 为利用未经归一化处理的特征所建病害识别 SVM 模型的识别结果,表 2 为利用经过归一化处理后的特征所建病害识别 SVM 模型的识别结果。在表 1 和表 2 中,特征 R 表示基于 CNN 从 R 分量灰度图像提取的特征;特征 RG 表示合并特征 R 和特征 G;其他特征含义依此类推。

表 1 图像尺寸为 64×64 像素且特征未经归一化处理时所建 SVM 模型的识别结果

Table 1 The recognition results of the four alfalfa leaf diseases using SVM models built with the features without normalization when the size of the images was 64×64 pixels

特征 Feature	SVM 模型最优参数 The optimal parameters of SVM model		训练集识别正确率/% Recognition accuracy of the training set	测试集识别正确率/% Recognition accuracy of the testing set
	$C_{best}$	$g_{best}$		
R	1 024.000	4.000	78.18	68.24
G	1 024.000	4.000	74.36	68.60
B	1 024.000	337.794	81.82	75.14
RG	1 024.000	0.435	83.09	79.49
RB	1 024.000	1.320	79.55	75.32
GB	1 024.000	4.000	79.64	72.78
RGB	1 024.000	1.320	91.55	84.94
H	1 024.000	1 024.000	75.27	72.23
S	1 024.000	6.964	80.45	70.42
V	1 024.000	4.000	78.18	69.69
HS	1 024.000	4.000	84.18	79.13
HV	1 024.000	2.297	84.00	78.22
SV	1 024.000	0.758	89.18	82.21
HSV	1 024.000	0.758	90.91	84.39
L*	1 024.000	6.964	77.55	68.24
a*	1 024.000	1 024.000	69.55	71.87
b*	1.000	0.100	33.73	33.58
L* a*	1 024.000	6.964	87.36	79.85
L* b*	1 024.000	6.964	80.00	71.87
a* b*	1 024.000	1 024.000	82.73	79.67
L* a* b*	1 024.000	4.000	87.55	85.12

注:特征 R 表示基于 CNN 从 R 分量灰度图像提取的特征;特征 RG 表示合并特征 R 和特征 G;其他特征含义依此类推。下同。

Note: Feature R represents the features extracted from R component gray image of the lesion image based on CNN. Feature RG represents the combination of features R and G. And the rest features' implication could be deduced by analogy. The same as below.

由表1可知,在图像尺寸归一化至 $64 \times 64$ 像素且特征未经过归一化处理情况下,利用特征RGB所建病害识别SVM模型的识别结果最好,训练集识别正确率为91.55%,测试集识别正确率为84.94%,SVM模型参数 $C_{best}$ 和 $g_{best}$ 分别为1 024.000和1.320;利用特征HSV所建病害识别SVM模型的识别结果次之,训练集识别正确率为90.91%,测试集识别正确率为84.39%,SVM模型参数 $C_{best}$ 和 $g_{best}$ 分别为1 024.000和0.758;利用特征 $L^* a^* b^*$ 所建病害识别SVM模型的识别效果也较好,训练集识别正确率为87.55%,测试集识别正确率为85.12%,SVM模型参数 $C_{best}$ 和 $g_{best}$ 分别为1 024.000和4.000。

由表2可知,当图像尺寸归一化至 $64 \times 64$ 像素,且特征经过归一化处理时,利用归一化的特征HSV所建病害识别SVM模型的识别结果最好,训练集识别正确率为91.45%,测试集识别正确率为87.66%,SVM模型参数 $C_{best}$ 和 $g_{best}$ 分别为1 024.000和0.009;利用归一化的特征 $L^* a^* b^*$ 所建病害识别SVM模型的识别结果次之,训练集识别正确率为90.64%,测试集识别正确率为87.66%,SVM模型参数 $C_{best}$ 和 $g_{best}$ 分别为337.794和0.047;分别利用归一化的特征RGB和特征HV所建病害识别SVM模型的识别效果也较好,训练集识别正确率分别为89.27%和91.82%,测试集识别正确率分别为86.39%和84.39%。

表2 图像尺寸为 $64 \times 64$ 像素且特征经归一化处理时所建SVM模型的识别结果

Table 2 The recognition results of the four alfalfa leaf diseases using SVM models built with the normalized features when the size of the images was  $64 \times 64$  pixels

特征 Feature	SVM模型最优参数 The optimal parameters of SVM model		训练集识别正确率/% Recognition accuracy of the training set	测试集识别正确率/% Recognition accuracy of the testing set
	$C_{best}$	$g_{best}$		
	R	1 024.000		
G	1 024.000	0.250	76.64	68.78
B	1 024.000	0.250	78.36	74.05
RG	1 024.000	0.144	92.91	82.58
RB	1 024.000	0.082	89.27	82.03
GB	1 024.000	0.047	81.09	76.59
RGB	588.134	0.027	89.27	86.39
H	1 024.000	0.250	78.64	72.96
S	1 024.000	0.144	80.27	69.87
V	588.134	0.144	79.36	72.23
HS	588.134	0.144	91.64	82.76
HV	1 024.000	0.082	91.82	84.39
SV	588.134	0.047	90.45	82.76
HSV	1 024.000	0.009	91.45	87.66
$L^*$	1 024.000	0.250	77.45	68.42
$a^*$	337.794	2.297	79.91	72.78
$b^*$	1 024.000	0.250	64.73	59.17
$L^* a^*$	588.134	0.082	87.55	84.75
$L^* b^*$	1 024.000	0.144	87.91	79.13
$a^* b^*$	337.794	0.250	89.55	80.40
$L^* a^* b^*$	337.794	0.047	90.64	87.66

## 2.2 基于 32×32 像素图像所建苜蓿叶部病害识别模型的识别结果

将图像尺寸归一化至 32×32 像素,基于 CNN 提取病斑图像特征,所建病害识别 SVM 模型的识别结果如表 3 和表 4 所示。其中,表 3 为特征未经归一化处理情况下所建病害识别 SVM 模型的识别结果,表 4 为特征经过归一化处理情况下所建病害识别 SVM 模型的识别结果。表 3 和表 4 中特征的含义分别与表 1 和表 2 中特征的含义相同。

由表 3 可知,当图像尺寸归一化至 32×32 像素,且特征未经过归一化处理时,利用特征 RGB 所

建病害识别 SVM 模型的识别结果最好,训练集识别正确率为 90.45%,测试集识别正确率为 85.12%,SVM 模型参数  $C_{best}$  和  $g_{best}$  分别为 1 024.000 和 2.297;利用特征  $L^* a^* b^*$  所建病害识别 SVM 模型的病害识别结果次之,训练集识别正确率为 87.45%,测试集识别正确率为 82.21%,SVM 模型参数  $C_{best}$  和  $g_{best}$  分别为 1 024.000 和 6.964。

由表 4 可知,当图像尺寸归一化至 32×32 像素,且特征经过归一化处理时,利用归一化的特征 HSV 所建病害识别 SVM 模型的识别结果最好,训练集识别正确率为 94.91%,测试集识别正确率为

表 3 图像尺寸为 32×32 像素且特征未经归一化时所建 SVM 模型的识别结果

Table 3 Recognition results of four alfalfa leaf diseases using SVM models built with the features without normalization when the size of the images was 32×32 pixels

特征 Feature	SVM 模型最优参数 The optimal parameters of SVM model		训练集识别正确率/% Recognition accuracy of the training set	测试集识别正确率/% Recognition accuracy of the testing set
	$C_{best}$	$g_{best}$		
R	1 024.000	2.297	73.09	63.34
G	1 024.000	12.126	75.09	65.70
B	1 024.000	194.012	78.91	74.59
RG	1 024.000	2.297	87.36	80.04
RB	1 024.000	4.000	83.36	73.32
GB	1 024.000	6.964	82.64	74.77
RGB	1 024.000	2.297	90.45	85.12
H	1 024.000	1 024.000	74.73	74.59
S	194.012	21.112	76.27	62.79
V	1 024.000	2.297	73.18	63.34
HS	1 024.000	6.964	83.91	74.23
HV	1 024.000	2.297	79.09	70.78
SV	111.431	1.320	80.00	76.41
HSV	1 024.000	1.320	87.36	80.76
$L^*$	1 024.000	2.297	71.09	63.70
$a^*$	1 024.000	337.794	70.00	71.87
$b^*$	1 024.000	1 024.000	64.55	58.62
$L^* a^*$	1 024.000	4.000	82.36	77.13
$L^* b^*$	1 024.000	12.126	82.27	72.23
$a^* b^*$	588.134	1 024.000	83.73	81.31
$L^* a^* b^*$	1 024.000	6.964	87.45	82.21

表4 图像尺寸为32×32像素且特征经归一化时所建SVM模型的识别结果

Table 4 Recognition results of the four alfalfa leaf diseases using SVM models built with the normalized features when the size of the images was 32×32 pixels

特征 Feature	SVM 模型最优参数 The optimal parameters of SVM model		训练集识别正确率/% Recognition accuracy of the training set	测试集识别正确率/% Recognition accuracy of the testing set
	$C_{best}$	$g_{best}$		
	R	1 024.000		
G	1 024.000	0.144	78.09	68.42
B	1 024.000	0.082	80.55	77.68
RG	1 024.000	0.016	85.82	79.49
RB	588.134	0.047	89.00	79.31
GB	1 024.000	0.047	88.64	80.22
RGB	1 024.000	0.009	89.45	87.11
H	1 024.000	0.082	80.36	73.68
S	588.134	0.082	71.64	64.43
V	588.134	0.082	73.00	66.24
HS	64.000	0.144	90.18	83.48
HV	194.012	0.082	90.91	80.22
SV	588.134	0.027	86.00	78.40
HSV	194.012	0.047	94.91	87.48
L*	337.794	0.250	76.09	65.88
a*	21.112	0.435	75.91	73.32
b*	588.134	0.082	73.73	60.80
L* a*	21.112	0.435	93.45	82.40
L* b*	1 024.000	0.047	89.64	78.22
a* b*	337.794	0.082	94.36	82.58
L* a* b*	4.000	0.435	94.09	87.11

87.48%, SVM 模型参数  $C_{best}$  和  $g_{best}$  分别为 194.012 和 0.047; 利用归一化的特征 L\* a\* b\* 所建 SVM 模型的识别结果次之, 训练集识别正确率为 94.09%, 测试集识别正确率为 87.11%, SVM 模型参数  $C_{best}$  和  $g_{best}$  分别为 4.000 和 0.435; 利用特征 RGB 所建病害识别 SVM 模型的识别效果也较好, 训练集识别正确率为 89.45%, 测试集识别正确率为 87.11%, SVM 模型参数  $C_{best}$  和  $g_{best}$  分别为 1 024.000 和 0.009。

综合考虑所建病害识别 SVM 模型在训练集和测试集上的识别正确率以及特征提取过程中消耗的

时间, 本研究认为将图像尺寸归一化至 32×32 像素, 利用归一化的特征 HSV 所建病害识别 SVM 模型最优。

### 3 结论与讨论

本研究基于获得的苜蓿褐斑病、锈病、小光壳叶斑病和尾孢菌叶斑病图像, 采用结合 K 中值聚类算法和线性判别分析的分割方法进行了病斑图像分割, 基于 CNN 提取病斑图像特征, 构建了病害识别 SVM 模型用于这 4 种病害的图像识别。在图像尺寸归一化至 32×32 像素且进行特征归一化处理情



况下,利用归一化的特征 HSV 构建的病害识别 SVM 模型的识别效果最好,训练集识别正确率为 94.91%,测试集识别正确率为 87.48%。结果表明利用本研究所提出的识别方法进行这 4 种苜蓿叶部病害的图像识别是可行的。

利用与本研究相同的苜蓿病害图像,经过相同方法的病斑图像分割处理后,秦丰等<sup>[40]</sup>提取了病斑图像的颜色特征、形状特征和纹理特征共计 129 个,分别利用朴素贝叶斯方法和线性判别分析与顺序前向选择方法相结合实现特征筛选,获得了分别包含 8 个和 18 个特征的最优特征子集,根据这 2 个最优特征子集,分别构建了用于病害识别的朴素贝叶斯模型、线性判别分析模型和 SVM 模型,结果表明,利用包含 18 个特征的最优特征子集所建病害识别 SVM 模型最优,训练集识别正确率为 96.18%,测试集识别正确率为 93.10%。本研究尝试将深度学习方法和 SVM 相结合用于病害识别,基于 CNN 进行特征提取时,提取了 S4 层 12 张特征图的一阶矩、二阶矩和三阶矩共 36 维特征用于构建病害识别 SVM 模型,而考虑到 F5 层特征维数过高,没有使用 F5 层的特征进行建模,这可能会影响所建模型的识别效果。在进一步的研究中,可以尝试对 F5 层的特征进行优选,实现特征降维处理,构建理想的苜蓿叶部病害识别模型。此外,亦可尝试更多的 CNN 网络结构,使提取的特征更适于病害识别。

在已报道的利用深度学习进行植物病害识别的研究中,均为直接利用 CNN 实现病害图像特征提取和病害识别<sup>[37-39]</sup>。本研究将 CNN 与 SVM 算法结合起来,综合利用了 CNN 自动化提取图像特征的优势和 SVM 模型解决小样本模式识别问题的能力,利用 CNN 辅助进行特征提取,构建病害识别 SVM 模型,在样本量较小的情况下较好地实现了 4 种苜蓿叶部病害的图像识别。

本研究所获取的苜蓿叶部病害原始图像分辨率为  $4\ 256 \times 2\ 832$  像素,但是由于苜蓿叶部病害种类不同,经分割处理后获得的典型病斑图像大小存在一定的差异。因此,当图像尺寸被归一化为  $64 \times 64$  像素或  $32 \times 32$  像素时,病斑图像会存在一定程度的变形,这可能会影响病斑的正确识别。如何设计新的 CNN 算法,以避免图像尺寸归一化操作对病害识别结果的影响是下一步研究的重点。另外,本研究使用的是具有典型病害症状的图像,对于具有非典型症状的植物病害和复合侵染的植物病害的图像

识别需要进一步研究。

植物病害识别方面的研究已有较多的报道,但是真正能够在生产中实际应用的研究成果相对较少。应该像人脸识别研究领域那样,采集植物病害不同发展阶段的图像,经植物病理学有关专家对病害种类确认核实后,建立植物病害图像共享数据库,一方面可以解决植物病害图像获取困难的问题,另一方面方便不同研究者进行图像处理方法和技术的比较,更好地促进植物病害图像识别研究的发展,也会更好地推动植物病害图像识别技术的实际应用。

**致谢:**感谢中国农业科学院北京畜牧兽医研究所袁庆华研究员、王瑜老师和苗丽宏老师在研究中给予的大力支持和帮助。

## 参考文献 References

- [1] 何峰,韩冬梅,万里强,李向林.我国主产区紫花苜蓿营养状况分析[J].植物营养与肥料学报,2014,20(2):503-509  
He F, Han D M, Wan L Q, Li X L. The nutrient situations in the major alfalfa producing areas of China [J]. *Journal of Plant Nutrition and Fertilizer*, 2014, 20 (2): 503-509 (in Chinese)
- [2] Samac D A, Rhodes L H, Lamp W O. *Compendium of Alfalfa Diseases and Pests (Third Edition)* [M]. St Paul, MN: APS Press, 2014
- [3] 刘爱萍,侯天爵.草地病虫害及防治[M].北京:中国农业科学技术出版社,2005  
Liu A P, Hou T J. *Pests and Their Control of Grassland Plants* [M]. Beijing: China Agricultural Science and Technology Press, 2005 (in Chinese)
- [4] 李彦忠,南志标.牧草病害诊断调查与损失评定方法[M].南京:江苏凤凰科学技术出版社,2015  
Li Y Z, Nan Z B. *The Methods of Diagnose, Investigation and Loss Evaluation for Forage Diseases* [M]. Nanjing: Phoenix Science Press, 2015 (in Chinese)
- [5] 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(1/2): 49-59
- [6] López-García F, Andreu-García G, Blasco J, Aleixos N, Valiente, J M. Automatic detection of skin defects in citrus fruits using a multivariate image analysis approach [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2010, 71(2): 189-197
- [7] Sankaran S, Mishra A, Ehsani R, Davis C. A review of advanced techniques for detecting plant diseases [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2010, 72(1): 1-13

- [8] Patil J K, Kumar R. Advances in image processing for detection of plant diseases[J]. *Journal of Advanced Bioinformatics Applications and Research*, 2011, 2(2): 135-141
- [9] 李冠林, 马占鸿, 王海光. 基于支持向量机的小麦条锈病和叶锈病图像识别[J]. 中国农业大学学报, 2012, 17(2): 72-79  
Li G L, Ma Z H, Wang H G. Image recognition of wheat stripe rust and wheat leaf rust based on support vector machine[J]. *Journal of China Agricultural University*, 2012, 17(2): 72-79 (in Chinese)
- [10] Arivazhagan S, Shebiah R N, Ananthi S, Varthini S V. Detection of unhealthy region of plant leaves and classification of plant leaf diseases using texture features[J]. *Agricultural Engineering International; CIGR Journal*, 2013, 15(1): 211-217
- [11] Phadikar S, Sil J, Das A K. Rice diseases classification using feature selection and rule generation techniques[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2013, 90: 76-85
- [12] Leiva-Valenzuela G A, Aguilera J M. Automatic detection of orientation and diseases in blueberries using image analysis to improve their postharvest storage quality[J]. *Food Control*, 2013, 33(1): 166-173
- [13] Barbedo J G A. An automatic method to detect and measure leaf disease symptoms using digital image processing[J]. *Plant Disease*, 2014, 98(12): 1709-1716
- [14] Zhou R, Kaneko S, Tanaka F, Kayamori M, Shimizu M. Image-based field monitoring of Cercospora leaf spot in sugar beet by robust template matching and pattern recognition [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2015, 116: 65-79
- [15] 叶海建, 郎睿, 刘成启, 李民赞. 基于视觉显著性图的黄瓜霜霉病识别方法[J]. 农业机械学报, 2016, 47(5): 270-274  
Ye H J, Lang R, Liu C Q, Li M Z. Recognition of cucumber downy mildew disease based on visual saliency map [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2016, 47(5): 270-274 (in Chinese)
- [16] 祁钊, 江朝晖, 杨春合, 刘连忠, 饶元. 基于图像技术的玉米叶部病害识别研究[J]. 安徽农业大学学报, 2016, 43(2): 325-330  
Qi Z, Jiang Z H, Yang C H, Liu L Z, Rao Y. Identification of maize leaf diseases based on image technology[J]. *Journal of Anhui Agricultural University*, 2016, 43(2): 325-330 (in Chinese)
- [17] Barbedo J G A. A review on the main challenges in automatic plant disease identification based on visible range images[J]. *Biosystems Engineering*, 2016, 144: 52-60
- [18] 陈占良, 张长利, 沈维政, 陈晓霞. 基于图像处理的叶斑病分级方法的研究[J]. 农机化研究, 2008, 30(11): 73-75, 80  
Chen Z L, Zhang C L, Shen W Z, Chen X X. Grading method of leaf spot disease based on image processing[J]. *Journal of Agricultural Mechanization Research*, 2008, 30(11): 73-75, 80 (in Chinese)
- [19] 关辉, 张长利, 张春媛. 基于图像处理的黄瓜叶片病斑分级方法的研究[J]. 农机化研究, 2010, 32(3): 94-97  
Guan H, Zhang C L, Zhang C Y. Grading method of cucumber leaf spot disease based on image processing[J]. *Journal of Agricultural Mechanization Research*, 2010, 32(3): 94-97 (in Chinese)
- [20] 李冠林, 马占鸿, 王海光. 基于图像处理的葡萄霜霉病单叶严重程度自动分级方法[J]. 中国农业大学学报, 2011, 16(6): 88-93  
Li G L, Ma Z H, Wang H G. An automatic grading method of severity of single leaf infected with grape downy mildew based on image processing [J]. *Journal of China Agricultural University*, 2011, 16(6): 88-93 (in Chinese)
- [21] Contreras-Medina L M, Osornio-Rios R A, Torres-Pacheco I, Romero-Troncoso R D, Guevara-Gonzalez R G, Millan-Almaraz J R. Smart sensor for real-time quantification of common symptoms present in unhealthy plants[J]. *Sensors*, 2012, 12(1): 784-805
- [22] Aji A F, Munajat Q, Pratama A P, Kalamullah H, Aprinaldi, Setiyawan J, Arymurthy A M. Detection of palm oil leaf disease with image processing and neural network classification on mobile device[J]. *International Journal of Computer Theory and Engineering*, 2013, 5(3): 528-532
- [23] 夏永泉, 王会敏, 曾莎. 基于 Android 的植物叶片图像病害检测 [J]. 郑州轻工业学院学报: 自然科学版, 2014, 29(2): 71-74  
Xia Y Q, Wang H M, Zeng S. Plant leaf image disease detection based on Android [J]. *Journal of Zhengzhou University of Light Industry: Natural Science Edition*, 2014, 29(2): 71-74 (in Chinese)
- [24] 屈赞, 陶晔, 王政嘉, 王树桐. 基于 Android 的苹果叶部病害识别系统设计[J]. 河北农业大学学报, 2015, 38(6): 102-106  
Qu Y, Tao B, Wang Z J, Wang S T. Design of apple leaf disease recognition system based on Android [J]. *Journal of Agricultural University of Hebei*, 2015, 38(6): 102-106 (in Chinese)
- [25] Story D, Kacira M, Kubota C, Akoglu A, An L L. Lettuce calcium deficiency detection with machine vision computed plant features in controlled environments[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2010, 74(2): 238-243
- [26] Mengistu A D, Alemayehu D M, Mengistu S G. Ethiopian coffee plant diseases recognition based on imaging and machine learning techniques [J]. *International Journal of Database Theory and Application*, 2016, 9(4): 79-88
- [27] Schmidhuber J. Deep learning in neural networks: An overview [J]. *Neural Networks*, 2015, 61: 85-117
- [28] 程学旗, 靳小龙, 王元卓, 郭嘉丰, 张铁赢, 李国杰. 大数据系统和分析技术综述[J]. 软件学报, 2014, 25(9): 1889-1908  
Cheng X Q, Jin X L, Wang Y Z, Guo J F, Zhang T Y, Li G J. Survey on big data system and analytic technology[J]. *Journal of Software*, 2014, 25(9): 1889-1908 (in Chinese)
- [29] Jordan M I, Mitchell T M. Machine learning: Trends, perspectives, and prospects[J]. *Science*, 2015, 349(6245): 255-260
- [30] Al Rahhal M M, Bazi Y, AlHichri H, Alajlan N, Melgani F,

- Yager R R. Deep learning approach for active classification of electrocardiogram signals[J]. *Information Sciences*, 2016, 345: 340-354
- [31] Mamoshina P, Vieira A, Putin E, Zhavoronkov A. Applications of deep learning in biomedicine[J]. *Molecular Pharmaceutics*, 2016, 13(5): 1445-1454
- [32] Zhang L P, Zhang L F, Du B. Deep learning for remote sensing data: A technical tutorial on the state of the art[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, 2016, 4(2): 22-40
- [33] Ittoo A, Nguyen L M, van den Bosch A. Text analytics in industry: Challenges, desiderata and trends[J]. *Computers in Industry*, 2016, 78: 96-107
- [34] Greenspan H, van Ginneken B, Summers R M. Deep learning in medical imaging: Overview and future promise of an exciting new technique[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2016, 35(5): 1153-1159
- [35] Guo Y M, Liu Y, Oerlemans A, Lao S Y, Wu S, Lew M S. Deep learning for visual understanding: A review[J]. *Neurocomputing*, 2016, 187: 27-48
- [36] Barat C, Ducottet C. String representations and distances in deep convolutional neural networks for image classification[J]. *Pattern Recognition*, 2016, 54: 104-115
- [37] 谭文学, 赵春江, 吴华瑞, 高荣华. 基于弹性动量深度学习神经网络的果体病理图像识别[J]. *农业机械学报*, 2015, 46(1): 20-25
- Tan W X, Zhao C J, Wu H R, Gao R H. A deep learning network for recognizing fruit pathologic images based on flexible momentum[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2015, 46(1): 20-25 (in Chinese)
- [38] 王细萍, 黄婷, 谭文学, 吴华瑞, 孙闯. 基于卷积网络的苹果病变图像识别方法[J]. *计算机工程*, 2015, 41(12): 293-298
- Wang X P, Huang T, Tan W X, Wu H R, Sun C. Apple lesion image recognition method based on convolutional network[J]. *Computer Engineering*, 2015, 41(12): 293-298 (in Chinese)
- [39] Sladojevic S, Arsenovic M, Anderla A, Culibrk D, Stefanovic D. Deep neural networks based recognition of plant diseases by leaf image classification[J]. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2016, DOI: 10.1155/2016/3289801
- [40] 秦丰, 刘东霞, 孙炳达, 阮柳, 马占鸿, 王海光. 基于图像处理技术的四种苜蓿叶部病害的识别[J]. *中国农业大学学报*, 2016, 21(10): 65-75
- Qin F, Liu D X, Sun B D, Ruan L, Ma Z H, Wang H G. Recognition of four different alfalfa leaf diseases based on image processing technology [J]. *Journal of China Agricultural University*, 2016, 21(10): 65-75 (in Chinese)
- [41] Palm R B. Prediction as a Candidate for Learning Deep Hierarchical Models of Data[D]. Kongens Lyngby: Technical University of Denmark, 2012
- [42] Stricker M A, Orengo M. Similarity of color images [J]. *Proceedings of the International Society for Optical Engineering-Storage and Retrieval for Image and Video Databases III*, 1995, 2420: 381-392
- [43] Cortes C, Vapnik V. Support-vector networks [J]. *Machine Learning*, 1995, 20(3): 273-297
- [44] Chang C C, Lin C J. LIBSVM: A library for support vector machines[J]. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, 2011, 2(3): 1-27

责任编辑: 王燕华