

可见光光谱和机器学习的温室黄瓜霜霉病严重度定量估算

张领先¹, 田 潇¹, 李云霞¹, 陈运强¹, 陈英义¹, 马浚诚^{2*}

1. 中国农业大学信息与电气工程学院, 北京 100083

2. 中国农业科学院农业环境与可持续发展研究所, 北京 100081

摘 要 温室黄瓜霜霉病严重度的准确估算是科学防治霜霉病的前提条件, 对于减少农药使用量、提升温室黄瓜品质和农民经济效益具有重要意义。机器学习在植物病害诊断领域的应用越来越广泛, 已经取得了丰富的研究成果, 病害严重程度的估算萌发了新的思路。利用霜霉病可见光图像并结合机器学习方法, 开展温室黄瓜霜霉病严重度快速准确定量估算研究。利用数码相机采集温室黄瓜霜霉病叶片图像并进行预处理, 剔除病害图像的背景。以黄瓜霜霉病叶片图像为输入, 构建基于卷积神经网络(CNN)的估算模型。利用可见光光谱颜色特征(CVCF)结合支持向量机进行温室黄瓜霜霉病病斑图像分割, 采用 SURF(speeded up robust features)特征及形态学操作对分割结果进行优化。在获取黄瓜霜霉病病斑分割图像后, 提取病斑图像 RGB, HSV, $L^*a^*b^*$, YCbCr 和 HSI 共 5 个颜色空间 15 个颜色分量的平均值和标准差 2 个颜色特征, 以及在此基础上结合灰度共生矩阵提取各颜色分量的对比度、相关性、熵和平稳度 4 个纹理特征, 共计 90 个特征; 利用 Pearson 相关性分析进行特征优选, 采用与温室黄瓜霜霉病严重程度实际值相关性高的图像特征构建浅层机器学习估算模型, 包括支持基于向量机回归(SVR)的估算模型和基于 BP 神经网络(BPNN)的估算模型。基于以上 3 种估算模型开展黄瓜霜霉病严重度定量估算, 采用决定系数(R^2)和归一化均方根误差(NRMSE)对估算模型准确率进行定量评价。结果表明, 模型估算的温室黄瓜霜霉病严重度与实际值之间具有良好的线性关系, 其中, 基于 CNN 的估算模型准确率最高, 模型的 R^2 为 0.919 0, NRMSE 为 23.33%, 其次是基于 BPNN 的估算模型, 其 R^2 为 0.890 8, NRMSE 为 24.64%, 基于 SVR 的估算模型的准确率最低, 其 R^2 为 0.8901, NRMSE 为 31.08%。研究结果表明, 利用黄瓜霜霉病可见光图像数据, 结合卷积神经网络估算模型, 实现了温室黄瓜霜霉病严重度的准确估算, 能够为温室黄瓜霜霉病的科学防治提供参考, 提高病害防治效率, 减少农药使用。

关键词 温室黄瓜; 霜霉病; 严重度; 可见光光谱; 机器学习; 估算

中图分类号: TN941.1

文献标识码: A

DOI: 10.3964/j.issn.1000-0593(2020)01-0227-06

引 言

温室黄瓜在种植过程中由于各种原因导致病害发生, 造成产量降低和品质下降^[1-2]。霜霉病是温室黄瓜常见病害之一^[3]。目前, 随着计算机视觉和机器学习技术在作物病害诊断领域的应用, 对于黄瓜霜霉病的准确识别已经取得了丰富的研究成果。彭占武^[4]、马浚诚^[5]、Wei^[6]、和 Zhang^[7]等分别利用模糊聚类、支持向量机、BP 神经网络和卷积神经网络等机器学习方法对黄瓜霜霉病进行识别诊断, 取得了良好的

效果。但是, 这些研究大部分是对温室黄瓜霜霉病的定性识别。

病害程度的不同, 其用药剂量也不一样。所以, 准确把握病害严重度, 能够指导农民科学合理用药, 减少农药残留, 提高蔬菜品质。叶海建等^[8]构建了基于 Android 的自然背景下黄瓜霜霉病定量诊断系统, 采用超 G 法和 GrabCut 进行背景减除, 利用生成显著图的方法进行病害区域的识别, 最后计算病害区域占整个叶片面积的百分比, 得出相应的病害等级。在进行病害等级估算的过程中需要进行病斑的分割, 由于受到图像中背景和光照的影响, 病斑分割的准确率

收稿日期: 2018-12-04, **修订日期**: 2019-04-08

基金项目: 山东省重点研究发展计划任务(2017CXGC0201), 叶类蔬菜产业技术体系北京市创新团队建设项目(BAIC07-20), 国家自然科学基金项目(31801264)资助

作者简介: 张领先, 1970 年生, 中国农业大学信息与电气工程学院教授 e-mail: zhanglx@cau.edu.cn

* 通讯联系人 e-mail: majuncheng@caas.cn

难以得到保证。Wang 等^[9]采用 5 种不同的卷积神经网络结构对植物病害严重度进行估算, 准确率能够达到 79.3%。除此之外, 该研究利用迁移学习对已有网络模型(包括 VGG, inception-v3 和 ResNet50)进行微调, 进一步将准确率提升到 90.4%。虽然取得了相对较高的准确率, 但是该方法在对病害严重度进行估算时使用的是分类思想, 将病害严重度划分为 4 类标签, 并没有对病害严重度有一个定量的诊断; 另外, 病害严重度标签是由人工评估决定的, 具有一定的主观性。

随着机器学习的应用越来越广泛, 为病害严重度的定量估算提供了新的思路。拟采用卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)、支持向量机回归(support vector machine regression, SVR)和 BP 神经网络(BP neural network, BPNN)构建估算模型, 通过定量分析、对比不同模型的估算准确率, 从而选择准确率高、使用便捷的模型, 实现温室黄瓜霜霉病严重度的准确、定量估算, 以期为温室黄瓜霜霉病的诊断研究提供理论和技术上的支持。

1 实验部分

1.1 可见光图像数据采集及预处理

试验数据采集于天津市农科院农业创新基地日光温室 5 号棚, 共 140 幅图像。图像采集时天气状况晴朗, 光照良好, 采集时间为 2016 年 4 月 20 日 8:00—17:00, 采集设备为 Nikon Coolpix S3100 数码相机, 采用自动拍照模式, 采集过程中不使用光学变焦, 并保持闪光灯关闭。采集的原始图像尺寸为 2 592×1 944 像素, 为进一步提高运算速度, 将图片尺寸统一调整为 800×600 像素, 同时为减少图像背景对估算结果的影响, 本文使用 Photoshop 统一将图像背景人工剔除。

1.2 病害严重度数据获取

目前, 温室黄瓜霜霉病严重度分级并没有统一的标准。通过文献分析发现, 黄瓜霜霉病严重度分级的指标主要有 3 种^[10-11]: 根据发病植株个数占总植株个数的百分比、单棵植株病叶数占全株叶片数的百分比和单片病叶病斑面积占叶片面积的百分比。本工作基于单片黄瓜叶片图像进行黄瓜霜霉病严重度估算, 故采用单片黄瓜叶片病斑面积占叶片面积的百分比作为分级依据。根据行业标准《NY/T 1857—2010 黄

瓜主要病害抗病性鉴定技术规程》, 进一步根据温室黄瓜霜霉病病害严重度定量估算结果进行病害严重度分级, 分级标准见表 1。

表 1 黄瓜霜霉病严重度分级

病害等级	症状描述
0 级	无症状
1 级	病斑面积占叶面积 10% 以下
3 级	病斑面积占叶面积 10%~25%
5 级	病斑面积占叶面积 25%~50%
7 级	病斑面积占叶面积 50%~75%
9 级	病斑面积占叶面积 75% 以上

1.3 病害严重度定量估算模型

(1) 基于 CNN 的估算模型

CNN 是近年兴起的一种深度学习方法, 在植物病害识别领域应用广泛^[12-14]。卷积神经网络能够通过大量训练数据进行特征的自动提取, 无需手动选取特征, 已成为植物病害识别与诊断领域的研究热点^[15]。以温室黄瓜霜霉病图像作为输入, 构建适用于病害严重度估算的卷积神经网络结构, 以病斑占其叶片面积百分比为输出, 定量估算病害严重度, 根据病害分级标准, 计算得出温室黄瓜霜霉病病害等级。卷积神经网络结构如图 1 所示, 输入图像为黄瓜霜霉病 RGB 图像, 尺寸为 128×128×3(宽 128 像素、高 128 像素、3 个颜色通道)。该网络结构共包含 5 个卷积层, 每个卷积层中卷积核的个数分别为 32, 64, 128, 256 和 512, 所有卷积层中均采用大小为 5×5 的卷积核。为保持卷积层的输出数据和输入数据在空间维度的不变, 在第 2 个和第 3 个卷积层使用边界填充。为提高模型训练速率, 在卷积层后设置了批标准化层。卷积神经网络中包含 4 个池化层, 其中卷积核大小为 2×2, 步长为 2, 池化函数为平均池化。网络包含 2 个全连接层, 神经元个数分别为 1 000 和 1。为抑制过拟合现象, 在全连接层之前, 设置丢弃率为 50% 的 dropout 层。本网络结构中卷积层和全连接层全部采用线性校正单元(ReLU)激活函数。

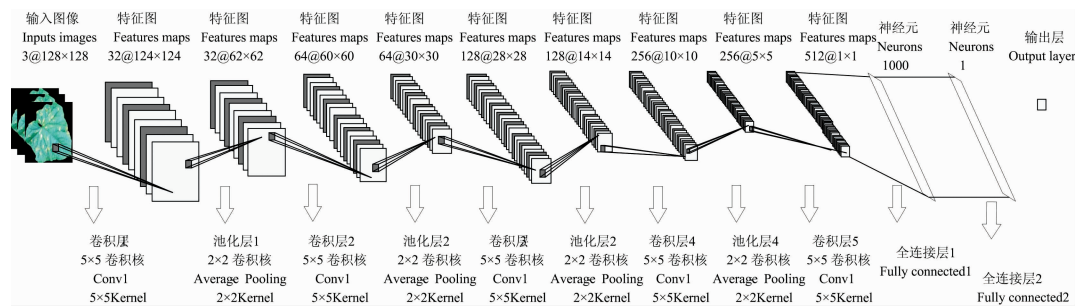


图 1 卷积神经网络结构

Fig. 1 Convolution neural network structure

采用随机梯度下降法(stochastic gradient descent, SGD)进行 CNN 模型的训练, Mini-batch 大小设为 64。学习率初始化为 0.001, 并且每 20 次训练以 0.1 的下降因子下降, 最大训练次数设定为 300。

在网络训练之前, 将 140 张样本图像以 8 : 2 的比例划分为训练集和测试集。为提升训练效果, 进一步扩充数据量, 采用旋转、翻转等方式分别对训练集和测试集进行扩充, 扩充后的数据集共包含 3 640 张温室黄瓜霜霉病图像, 其中训练集 2912 张, 测试集 728 张。

(2) 基于浅层机器学习的估算模型

SVR^[16]和 BPNN^[17]是目前应用广泛的机器学习模型, 采用 SVR 和 BPNN 这 2 种浅层机器学习模型构建黄瓜霜霉病严重程度估算模型。在构建模型之前, 需要对黄瓜霜霉病病斑图像进行分割并提取特征。病斑分割的准确率是影响病害严重度估算结果的重要因素。为确保估算模型的准确率, 基于可见光光谱颜色特征(combination of three visible color features, CVCF)结合支持向量机实现初始病斑分割, 并采用 SURF(speeded up robust features)特征及形态学操作对分割结果进行优化^[3]。CVCF 的检测方法见式(1)。

$$CVCF = \exp(-\beta | \alpha(p_{b(r)} * I_{ExR}) + DoG_{(\sigma_a, \sigma_b)} * I_H + p_{b(r)} * I_{b^*}) \quad (1)$$

其中, α 为 ExR 参数, 取值为 0.1, 此时 CVCF 受光照不均匀的影响最小。 I 为输入图像, I_{ExR} 为 ExR 特征图像, I_H 为 H 颜色分量图像, I_{b^*} 为 b^* 颜色分量, $p_{b(r)}$ 为以 r 为半径的圆形区域均值滤波器, $r=3, \beta=3, \sigma_a=5, \sigma_b=4, *$ 为二维离散卷积操作。

病斑图像分割后进行病斑特征提取。由于霜霉病病斑与正常叶片在颜色上存在明显差异, 因此, 以颜色特征作为区分病斑与叶片的分割特征。提取的特征包括病斑图像 RGB, HSV, $L^* a^* b^*$, YCbCr 和 HSI 共 5 个颜色空间 15 个颜色分量的平均值(average)和标准差(standard deviation)2 个颜色特征, 以及在此基础上结合灰度共生矩阵提取各颜色分量的对比度(contrast)、相关性(correlation)、熵(energy)和平稳度(homogeneity)4 个纹理特征, 共计 90 个特征。将提取的病斑图像特征与温室黄瓜霜霉病严重度的实际值进行相关性分析, 结果如表 2 所示。从表中可以看出, 共有 18 个特征与温室黄瓜霜霉病严重度的实际值具有较高的相关性, 因此, 采用这 18 个特征构建浅层学习模型, 进行温室黄瓜霜霉病严重度估算。进一步的, 从选择结果中可以看出, R_Average, G_Average, B_Average, $a^*_Average$, Y_Average, I_Average 共 6 个特征与温室黄瓜霜霉病严重度的实际值为正相关, 其余 12 个特征为负相关。

表 2 特征选择结果

Table 2 Feature selection results

病害严重程度					
R_Average	0.977**	R_Energy	-0.992**	R_Homogeneity	-0.985**
G_Average	0.977**	G_Energy	-0.993**	G_Homogeneity	-0.986**
B_Average	0.957**	B_Energy	-0.988**	B_Homogeneity	-0.973**
V_Energy	-0.993**	V_Homogeneity	-0.987**	$a^*_Average$	0.978**
Y_Average	0.978**	Y_Energy	-0.993**	Y_Homogeneity	-0.983**
I_Average	0.979**	I_Energy	-0.992**	I_Homogeneity	-0.983**

** : 相关性在 0.01 水平上是显著的

** : Correlation is significant at the 0.01 level

构建的原始数据集中共包含 140 个样本, 依据不同估算模型的要求进行相应的数据处理。将构建的原始数据集分为训练集、验证集和测试集, 其中训练集包含 84 个样本, 验证集包含 28 个样本, 测试集包含 28 个样本。以温室黄瓜霜霉病病斑图像特征作为模型的输入, 以病害严重度作为模型输出, 构建基于浅层机器学习的病害严重度估算模型, 其中, 基于 SVR 的估算模型采用高斯核函数作为支持向量机模型的核函数, 核大小设置为 17。基于 BPNN 的估算模型采用 Sigmoid 函数作为传递函数, 隐含层神经元个数为 10。

(3) 模型评估

采用决定系数(coefficient of determination, R^2)和归一化均方根误差(normalized root-mean-squared error, NRMSE)定量分析严重度估算结果的准确率, 进而对构建的模型进行评估。决定系数是度量拟合优度的统计量, 取值范围为(0, 1), R^2 的值越接近 1 说明估算的病害严重度和实际值拟合程度越好, 反之, 拟合程度越差; 归一化均方根误差

用来衡量估算的病害严重度与真实值之间的偏差, 其取值越小, 表明估算准确率越高^[18]。

2 结果与讨论

采用 CVCF 结合支持向量机进行病斑分割, 部分病斑图像分割结果如图 2 所示。采用病斑分割错分率对分割结果进行评估。由于在病害图像预处理时将背景进行了剔除, 因此病斑分割取得了较好的准确率, 错分率仅为 9%, 为下一步病害严重度定量估算奠定了良好的基础。

不同模型的估算结果如图 3 所示。从结果中可以看出, 基于 CNN 的估算模型取得了最高的估算准确率, 其 R^2 为 0.919 0, NRMSE 为 23.33%, 其次是基于 BPNN 的估算模型, 其 R^2 为 0.890 8, NRMSE 为 24.64%, 基于 SVR 的估算模型的准确率最低, 其 R^2 为 0.890 1, NRMSE 为 31.08%。

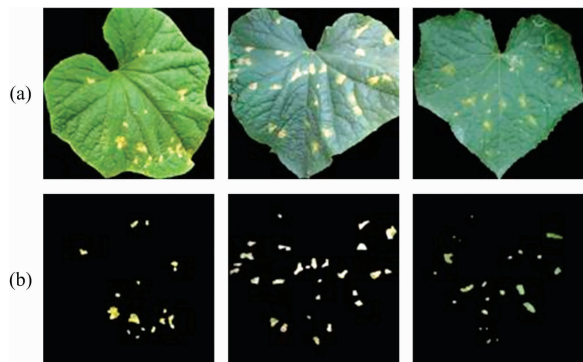


图 2 黄瓜霜霉病病斑分割结果

(a): 黄瓜霜霉病叶片图像; (b): 黄瓜霜霉病病斑图像

Fig. 2 Cucumber downy mildew spot segmentation results

(a): Cucumber downy mildew leaf image;

(b): Cucumber downy mildew spot image

从估算结果中可以看出, 3 种估算模型均取得了较好的估算结果, R^2 均达到了 0.89 以上, 表明利用机器学习能够较好的实现黄瓜霜霉病严重度估算, 其中基于 CNN 的估算模型取得了最高的估算准确率。SVR 和 BPNN 的估算模型准确率较 CNN 的估算模型低的原因主要包含两个方面: 第一方面, 基于 SVR 和 BPNN 的估算模型在估算病害严重度前需要进行病斑图像分割, 因此, 模型估算的结果会受到病斑分割准确率的影响。在温室现场环境采集的黄瓜霜霉病图像中, 不可避免的会含有由光照条件不均匀和复杂背景环境产生的噪声, 对病斑图像的准确分割造成了极大的挑战。第二方面, 基于 SVR 和 BPNN 的估算模型以病斑图像的底层特征为输入, 由于模型输入特征是人工设计的, 其泛化能力较差, 对病害严重度估算准确率也产生了一定的影响, 而基于 CNN 的估算模型能够从温室黄瓜霜霉病训练图像中自动学习特征, 并且选择病斑的特征进行病害严重度估算, 因此模型的泛化能力较好, 同时不需要病斑分割, 能够取得较高的准确率。

根据黄瓜霜霉病严重度分级标准, 将基于 CNN 的估算模型的 728 个测试样本进行分级, 分级结果如表 3 所示。采用准确率、敏感度和 F1 值^[19]进行准确率评估。其中, 准确率指某一病害等级中正确分类的样本数占被分类为该病害等级的所有样本的百分比; 敏感度指某一病害等级中正确分类的样本数占该病害等级实际样本数的比例; F1 值是指准确率和敏感度的调和均值。从分级结果中可知, 针对 728 个测

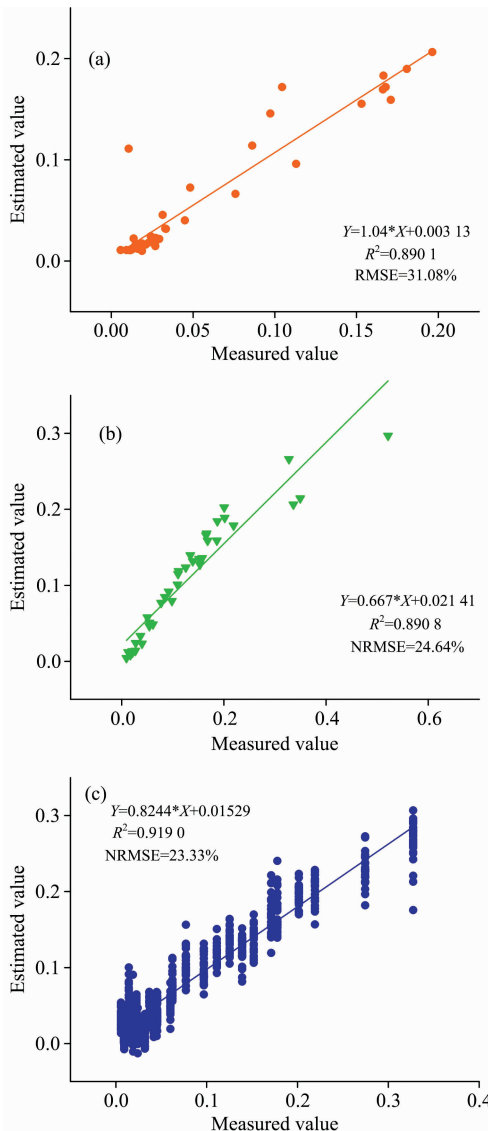


图 3 温室黄瓜霜霉病严重度估算结果

(a): SVR; (b): BPNN; (c): CNN

Fig. 3 Estimation results of the severity of cucumber downy mildew in greenhouse

(a): SVR; (b): BPNN; (c): CNN

试样本, 基于 CNN 的估算模型实现了 670 个样本的正确分级, 准确率为 92%。从单一病害等级的分级结果来看, 基于

表 3 温室黄瓜霜霉病严重度分级估算结果

Table 3 Grading results of downy mildew severity of greenhouse cucumber

病害等级	1 级	3 级	5 级	7 级	9 级	准确率/%	敏感度/%	F1 值
1 级	441	4	0	0	0	99.1	94.2	0.97
3 级	27	204	27	0	0	79.1	98.1	0.88
5 级	0	0	25	0	0	100.0	48.1	0.65
7 级	0	0	0	0	0	0	0	0
9 级	0	0	0	0	0	0	0	0
准确率/%						92.0		

CNN 的估算模型对于温室黄瓜霜霉病严重程度相对较低的情况,如 1 级和 3 级,能够取得较高的准确率,其 F1 值分别为 0.97 和 0.88,而对于温室黄瓜霜霉病严重程度相对较高的情况,如 5 级,其准确率出现了一定的下降,F1 值为 0.65。造成模型准确率下降的原因在于 CNN 模型训练集中,温室黄瓜霜霉病严重程度相对较高的标签数据量较低。因此,在下一步的研究中,拟扩充病害数据量,进一步提升模型的准确率。

3 结 论

基于可见光光谱图像,开展了温室黄瓜霜霉病严重程度定

量估算研究。利用温室黄瓜可见光图像数据,对比了 3 种机器学习估算模型,其中,基于 CNN 的估算模型取得了最高的准确率,其估算结果的 R^2 为 0.919 0, NRMSE 为 23.33%。结果表明,基于可见光光谱图像,利用卷积神经网络能够对黄瓜霜霉病严重程度进行准确的估算,能够为黄瓜霜霉病的科学防治、合理施药提供指导意见。

References

- [1] Ma J C, Du K M, Zhang L X, et al. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2017, 142: 110.
- [2] WANG Xiang-yu, LI Xin-xing, ZHANG Ling-xian, et al(王翔宇, 李鑫星, 张领先, 等). *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery(农业机械学报)*, 2016, 47(9): 266.
- [3] MA Jun-cheng, DU Ke-ming, ZHENG Fei-xiang, et al(马浚诚, 杜克明, 郑飞翔, 等). *Spectroscopy and Spectral Analysis(光谱学与光谱分析)*, 2018, 38(6): 1863.
- [4] PENG Zhan-wu, SI Xiu-li, WANG Xue, et al(彭占武, 司秀丽, 王 雪, 等). *Journal of Chinese Agricultural Mechanization(中国农机化学报)*, 2013, (2): 212.
- [5] MA Jun-cheng, WEN Hao-jie, LI Xin-xing, et al(马浚诚, 温皓杰, 李鑫星, 等). *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery(农业机械学报)*, 2017, 48(2): 195.
- [6] Wei Y, Chang R, Wang Y, et al. A Study of Image Processing on Identifying Cucumber Disease. In Li D, Chen Y. *Computer and Computing Technologies in Agriculture V*. CCTA 2011, IFIP Advances in Information and Communication Technology, Vol 370. Springer Berlin Heidelberg.
- [7] Zhang S, Wang Z. *Neurocomputing*, 2016, 205(C): 341.
- [8] YE Hai-jian, LANG Rui(叶海建, 郎 睿). *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery(农业机械学报)*, 2017, 48(3): 24.
- [9] Wang G, Sun Y, Wang J. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2017, 2017: 2917536.
- [10] YANG Chong-shi, WANG Wan-li, LIU Geng-chun, et al(杨崇实, 王万立, 刘耕春, 等). *Progress and Practice of Bioassay Method for Cucumber Downy Mildew(黄瓜霜霉病生物测定技术研究进展与实践)*. Annual Meeting of Pesticide Professional Committee of China Chemical Industry Association(中国化工学会农药专业委员会年会), 2000.
- [11] LI Jing-zhu, WANG Peng, GENG Chang-xing(李井祝, 王 鹏, 耿长兴). *Journal of Chinese Agricultural Mechanization(中国农机化学报)*, 2017, 38(6): 67.
- [12] SUN Jun, TAN Wen-jun, MAO Han-ping, et al(孙 俊, 谭文军, 毛罕平, 等). *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(农业工程学报)*, 2017, 33(19): 209.
- [13] Ferentinos K P. *Computers & Electronics in Agriculture*, 2018, 145: 311.
- [14] Mohanty S P, Hughes D P, Salathé M. *Frontiers in Plant Science*, 2016, 7: 1419.
- [15] MA Jun-cheng, DU Ke-ming, ZHENG Fei-xiang, et al(马浚诚, 杜克明, 郑飞翔, 等). *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(农业工程学报)*, 2018, 34(12): 186.
- [16] Zhang C, Pham M, Fu S, et al. *Mathematical Programming*, 2018, 169(1): 277.
- [17] Jin B S, Zuo Y H, Ma X D, et al. *Advanced Materials Research*, 2012, 433-440: 5469.
- [18] LI Chang-chun, NIU Qing-lin, YANG Gui-jun(李长春, 牛庆林, 杨贵军). *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery(农业机械学报)*, 2017, 48(8): 147.
- [19] Ma J, Du K, Zhang L, et al. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2018, 154: 18.

Estimation of Disease Severity for Downy Mildew of Greenhouse Cucumber Based on Visible Spectral and Machine Learning

ZHANG Ling-xian¹, TIAN Xiao¹, LI Yun-xia¹, CHEN Yun-qiang¹, CHEN Ying-yi¹, MA Jun-cheng^{2*}

1. College of Information and Electrical Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China

2. Institute of Environment and Sustainable Development in Agriculture, Chinese Academy of Agricultural Sciences, Beijing 100081, China

Abstract Accurate estimation of disease severity for downy mildew of greenhouse cucumber is a prerequisite for scientific disease control. It is of great significance to reduce the use of pesticides and to improve the quality of greenhouse cucumber, as well as farmers' income. With the application of machine learning in the field of plant disease diagnosis, estimating the severity of plant diseases is gaining concerns. In order to increase the accuracy, this paper used the digital images of greenhouse cucumber downy mildew and machine learning methods to estimate the disease severity for downy mildew of greenhouse cucumber. A digital camera was used to collect images of greenhouse cucumber leaves with downy mildew, whose background were manually eliminated. An estimation model based on Convolutional Neural Network (CNN) was constructed with cucumber downy mildew leaf image as input. The initial symptom segmentation was achieved by using the combination of three visible color features (CVCF) and support vector machine. The segmentation results were optimized by using the speeded up robust feature (SURF) feature and morphological operation. After obtaining the segmentation image of cucumber downy mildew symptoms, the average and standard deviation of 15 color components in five color spaces of RGB, HSV, $L^* a^* b^*$, YCbCr and HSI were extracted. On this basis, the gray level co-occurrence matrix was used to extract four texture features of each color component, including contrast, correlation, entropy and stability, resulting in 90 features. Pearson correlation analysis was used for feature selection. Shallow machine learning estimation models, including Support Vector Machine Regression and BP Neural Network, were constructed based on the image features with high correlation with the actual severity value of downy mildew of greenhouse cucumber. Based on the three estimation models, the disease severity for downy mildew of cucumber was estimated. The accuracy of the three estimation models was quantitatively evaluated by using Coefficient of Determination (R^2) and Normalized Root-Mean-Squared Error (NRMSE). The results showed that there was a good linear relationship between the severity of downy mildew of greenhouse cucumber estimated by the model and the actual values. The model based on CNN achieved the best accuracy, whose R^2 was 0.919 0 and NRMSE was 23.33%, followed by the model based on BPNN, with R^2 being 0.890 8, NRMSE being 24.64%, while the model based on SVR was the last, with R^2 being 0.890 1 and NRMSE being 31.08%. The evaluation results showed that by using the digital images of cucumber downy mildew and the convolution neural network estimation model, the disease severity for downy mildew of greenhouse cucumber could be accurately estimated, which could provide support to the scientific control of downy mildew of greenhouse cucumber and reduce the use of pesticides.

Keywords Greenhouse cucumber; Downy mildew; Severity; Visible spectrum; Machine learning; Estimation

(Received Dec. 4, 2018; accepted Apr. 8, 2019)

* Corresponding author