

光谱成像技术在作物病害检测中的应用进展与趋势

白雪冰, 余建树, 傅泽田, 张领先, 李鑫星*

中国农业大学信息与电气工程学院食品质量与安全北京实验室, 北京 100083

摘要 病害作为影响农作物生长的主要因素之一, 平均每年造成农作物产量损失高达12%以上。病害不仅直接导致农作物产量减少, 而且也严重降低了农产品的品质, 甚至引发食品安全事故。光谱成像作为一种融合图像处理和光谱学的信息获取技术, 能同时获取目标的图像信息和光谱信息, 从而更直观表达目标的特征。光谱成像技术可以获得图像上每个点的光谱数据, 从而实现了对作物病害的颜色、形状和纹理特征及光谱特征的分析, 具有快速、直观和无损等特点, 近些年在作物病害检测领域的应用取得了较大研究进展。综述了近六年来国内外关于光谱成像技术在作物病害检测领域应用的相关文献, 分析了光谱成像技术的优势和局限性, 重点阐述了光谱成像作物病害检测中关键的第三个技术: (1) 光谱图像分割技术, 重点分析了四种常见分割算法的优点和适用范围; (2) 光谱特征和空间特征提取技术, 重点对比了空间特征、光谱特征和二者加权组合对病害信息表达的准确性; (3) 检测模型, 重点介绍了光谱植被指数和机器学习模型在作物病害检测中的稳定性和前景。最后, 根据上述分析展望了光谱成像技术在作物病害检测领域中应用的研究趋势, 为相关研究提供全面且系统的参考。

关键词 光谱成像技术; 作物病害检测; 光谱特征分析; 模式识别

中图分类号: O433.4 **文献标识码:** R **DOI:** 10.3964/j.issn.1000-0593(2020)02-0350-06

引言

光谱成像技术集成了传统成像技术和光谱学方法的优势, 能够同时获取目标的空间信息和光谱信息。根据光谱分辨率、波长范围和连续性, 光谱成像技术可分多光谱、高光谱和超光谱^[1]。对光谱图像信息的处理主要是将光谱图像转化成数据矩阵, 用计算机进行分析, 并代替人脑完成处理和解释。光谱成像技术研发的初衷是为了增强遥感在气象、地质和军事领域的应用^[2]。光谱成像技术作为一种无损、直观、快速的检测方法, 在作物病害识别领域的研究成为近六年的研究热点。

据联合国粮农组织统计, 因作物病害导致农作物减产年均高达10%^[3]。我国每年作物病害爆发的耕种面积均高于3.5亿km², 造成难以估量的经济损失^[4]。传统的病害诊断方法主要依靠作物专家的经验, 具有较强的主观性; 而利用理化实验检测作物病害较为客观准确, 但是检测环境局限性强^[5]。光谱成像技术的特点与作物病害诊断快速、直观、无损等需求的契合, 成为光谱成像技术在作物病害领域深入研

究与广泛应用的基础。

本文简述了光谱成像技术的特点和局限性, 重点聚焦在光谱成像技术在作物病害诊断中的研究进展, 分别从光谱图像分割、特征信息提取和作物病害识别三个方面分析了光谱成像技术的应用现状及存在的问题。最后展望了光谱成像技术在作物病害领域的研究趋势。

1 作物病害光谱成像检测技术概述

基于光谱成像的作物病害诊断方法可以同时获取病害的图像信息和光谱信息, 在大幅度降低了作物病害诊断成本同时提高了诊断效率, 具备无损、直观、实时和准确性。但是作为一种新兴技术, 光谱成像技术在作物病害领域的应用依然存在局限性。

1.1 技术特点

(1) 无损性。传统的理化检测会严重损害作物的叶片, 影响作物正常生长, 因此无损检测是作物病害诊断领域迫切需求的诊断方式。光谱成像检测技术获取病害图像信息和光谱信息的同时, 并不会对作物造成损伤, 为作物病害无损检

收稿日期: 2019-01-10, 修订日期: 2019-05-20

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(31271618)资助

作者简介: 白雪冰, 1991年生, 中国农业大学信息与电气工程学院食品质量与安全北京实验室博士研究生 e-mail: 464161695@qq.com

* 通讯联系人 e-mail: lxxcau@cau.edu.cn

测提供了实现基础。

(2) 直观性。光谱成像获取的并非传统的 RGB 图像或某一点的光谱信息, 而是一个数据立方。在获取的图像上对每个像素解析光谱维度上的信息, 不仅能直观观测图像的空间信息, 同时可以获取目标像素点的光谱信息。

(3) 实时性。与抽样送往实验室检测的方法相比, 通过分析患病区域的空间信息与光谱信息, 建立作物病害检测模型具有快速高效的特点。Susić^[6]和 Morel^[7]等都在准确率优先的条件下实现了作物病害的快速检测。光谱成像快速检测技术为大范围实时监测诊断作物病害诊断提供了基础。

(4) 准确性。由于不同病害对光的吸收作用不同, 在病害的光谱反射率曲线中出现吸收峰的波段也不尽相同。根据患病区域的光谱反射率和图像特征(形状、颜色、纹理)识别病害具有较高的准确率。例如, AlSuwaidi 等^[8]提出的纹理特征增强光谱分析框架对不同作物病害表现出高精度的诊断结果。

1.2 技术局限性

(1) 复杂背景。从田间或温室实地采集的作物病害光谱图像一般具有复杂的环境背景, 空间信息中包含较多的干扰物质, 增加了光谱图像信息分析的难度。大多数研究采用手动删除背景^[9]或在患病叶片下放置纯色背景板^[10]。

(2) 光照条件。相比实验室的理想环境, 光谱图像实地采集环境较为恶劣, 采集时间的不同、天气状况的差异都会对光谱图像采集结果造成影响。Guo^[11]和 Ye^[12]等利用机器学习建立自然光照条件下小麦和玉米叶片病害的可见光谱图

像分割模型, 虽然获得较好的结果, 但是依然存在较大的局限性。

(3) 拍摄角度。目前对作物病害光谱图像的最佳采集角度尚无定论, 大多数研究认为叶片垂直于图像传感器的中心轴是最理想采集条件, 因为取样角度倾斜可能会导致病斑特征信息变化。但 Oberti 等^[13]研究表明取样角度在 40°~60°之间最适宜于葡萄叶片白粉病的特征信息分析。

2 作物病害光谱成像检测关键技术

基于光谱成像的作物病害诊断方法主要涉及到图像分割技术、光谱特性及空间特征提取技术和分类识别技术。首先, 从光谱图像中分割出患病区域; 然后, 分析病斑的空间信息特征和光谱信息特征; 最后, 基于作物病害特征建立分类器诊断病害类型。

2.1 光谱图像分割

光谱图像分割的目标是将病斑区域从实地采集的作物病害光谱图像中分割出来, 分割结果的准确性直接影响病害空间特征和光谱特征的分析结果。利用图像分割技术获取作物病斑的难点在于: a 平衡光谱图像质量, 像素较低无法完整分割病斑, 像素过高会降低运行效率; b 混淆病斑与类病斑, 将颜色或形状类似于病斑的背景误分割; c 分割粉状形态的病害时, 病斑边缘信息较难保留。目前较为成熟的作物病害分割算法包括聚类分析、边缘检测、阈值以及形态学等, 它们在图像分割中各有优劣, 如表 1 所示。

表 1 光谱图像分割技术特点分析

Table 1 Characteristic analysis of spectral image segmentation technology

技术	代表算法	优点	缺点	文献
边缘检测	Canny 算子	运行速度快	分割结果是断续的、不完整的结构信息	[14]
	Sobel 算子	适用于对比度高的图像	对聚焦模糊、边缘阴影和局部镜面反射的图像处理效果较差	[15]
阈值	全局阈值	方法计算简单	要求得最佳阈值, 需要遍历灰度范围 0~(L-1)内的所有像素并计算出方差, 当计算量大时效率会很低	[16]
	Otsu	一定条件下不受图像对比度与亮度变化的影响		[17]
区域	生长	简化图像数据, 保持目标基本的形状特征, 并除去不相干的结构	计算复杂度高, 运行时间长	[18]
	分列与聚合	充分考虑图像的结构特征, 保留目标形状细节	种子点的选取对结果影响较大, 不适于大面积的目标的分割	[19]
聚类	K-mean	简单, 适用范围广	运行时间长	[20]
	FCM	适用于分割复杂图像	相似的像素会被误分到一个聚类中	[5]

边缘检测技术是获取光谱图像中变化显著的点, 将这些点拟合的轮廓组成分割区域, 从而大幅度提出冗余信息, 保留目标区域的结构属性, 适用于褐斑病等边缘辨识度高的病害。Singh 和 Misra^[21]利用层分离技术提取图像的 R, G 和 B 分量图层, 并采用 Canny 算子的边缘检测在单图层上分割棉花叶斑病的病斑。赵斌等^[22]对 Sobel 算子算法进行优化, 将方向模板由 2 个增加到 8 个, 克服了 Sobel 只能检测水平和垂直方向的边缘, 并结合分块阈值成功提取了豆角叶片轮

廓。边缘检测技术能快速高效地获取目标区域, 但这是建立在图像简单且质量较高的基础上。虽然在近年的研究中边缘检测技术对光强的适应范围有所提高^[22-23], 但不适用于实地采集的作物病害光谱图像。

阈值算法因直观、实现简单且计算速度快而成为光谱图像处理中的研究热点。近年的研究集中在结合特定理论的阈值技术在作物病害领域的应用。Lalitha^[24]针对不同病害的特点和病期变化设定自适应阈值, 建立了有效、快速、准确地

柠檬叶病害检测系统。傅泽田等^[25]以油菜可见光谱图像为研究对象,结合 HSV 颜色空间不受亮度影响的优点,提出了一种自适应双阈值病斑分割方法,准确率较高,但渐变检测效果不佳。阈值算法不受病斑边缘连续性的限制,适合作用于背景简单或预处理去除背景的作物病害光谱图像。在处理背景较复杂的光谱图像时,实际结果获取的阈值与最佳阈值依然存在一定误差。

基于区域的分割算法主要包含由种子点向周围具有相似性质光谱像素扩散的生长法和不同区域基于光谱像素性质的相似与差异而进行的聚合与裂变法。Yun 等^[26]设计了一个 $N \times (N+2)$ 的矩阵来储存相邻区域的统计数据,根据种子区域及邻域的颜色差异自动选取种子点区域,从而实现黄瓜叶片病斑的分割。卢夏衍等^[27]提出了一种多算法混合的区域生长法,采用最小二乘椭圆拟合种子选择准确度和生长效率,从温室实地采集的光谱图像中成功分离出莴苣幼苗。区域分割法最大的局限在于种子的选取或区域的划分对分割结果起决定性影响,对研究人员的专业性要求较高。

聚类分割方法是一种融合聚类分析理论的图像处理技术,通过分类光谱图像中相似的数据集获取目标区域,被称之为无监督学习。Moghadam 等^[28]提出了一种无监督 K-means 聚类算法,依据正常叶片与病斑的光谱轮廓差异确定聚类中心,成功从番茄褐斑病高光谱图像中确定了病斑的位置。Bai 等^[5]提出了融合空间信息的模糊 C-means 聚类算法,重新定义了像素与聚类中心的欧式距离,较为准确地分割了黄瓜霜霉病的病斑。与传统的分割算法相比,聚类分割算法在作物病害诊断领域应用的优势在于其自适应性较强,特别是处理实地采集的具有较高不确定性光谱图像,聚类分割算法在对光谱图像适应范围、抗噪性和准确性等方面都表现出良好的性能^[29]。由此可知,将特定理论与分割算法融合必将成为光谱图像分析技术的研究重点。

2.2 特征信息提取

作物因病原体侵染或是其他因素而产生的病斑与健康部分相比会表现出不同特征,选取适当的病害特征能提高病害

识别模型的准确率和效率。基于光谱成像技术获取的病害信息主要包括空间特征和光谱图像,其中空间特征主要包括病斑的颜色、形状和纹理,光谱特征则是通过反射率曲线表现出来^[30]。

Barbedo^[31-34]提取了玉米等 12 类作物 82 种病害的 H, S, V, L, a, b, C, M, Y 和 K 等 10 种颜色特征,建立基于颜色变换的作物病害分类系统,但在结论中表明该系统的适用范围有限。吴露露等^[35]采用线编码 Hough 变换获取白粉病等四种病害的形状特征,对病斑的半径和圆形拟合精度达到 87.01%,但不适用于非圆形病斑。Arivazhagan 等^[36]研究发现对比度、能量、局部稳定性、聚类隐藏性、聚类显著性等五种纹理特征的加权组合能准确表征玫瑰的白粉病。不同的作物病害在空间特征上可能会表现出一定的相似性,特别是颜色和形状特征;纹理特征经过多参数加权组合在一定程度上能唯一表征病害,但模型的复杂度较高^[37];因此空间特征只能作为辅助参数参与建模。

与空间特征相比,作物病害的光谱特征具有较强的唯一性^[38],表 2 对几种主要病害的光谱特征进行了分析。从表 2 可知,每种病害的光谱反射率曲线出现特征吸收峰的波段位置不同,通过多个特定吸收峰波段的加权组合进行反向推导,可实现病害检测。光谱成像技术在病害特征的分析方面结合了空间特征的直观性和光谱图像的唯一性,为病害诊断模型提供了全面的数据基础。Ashourloo 和 Mobasheri^[45]提取了小麦叶锈病的颜色和病斑面积比以及 605、695 和 455nm 波长的反射率进行光谱混合分析,开发了用于检测叶锈病的光谱疾病指数。Yu 等^[46]采用竞争性自适应加权算法确定 433, 469, 519, 555, 575, 619, 899, 912, 938, 945, 970 和 998 nm 等 12 个波段为枇杷内部损伤的最佳检测波段,并结合损伤部分的颜色特征预测了内部损伤的比例。Li 等^[47]利用主成分分析桃子 425~1 000 nm 的高光谱图像,确定了 463, 555, 687, 712, 813 和 970 nm 等特征波段与纹理特征结合可以区分炭疽病和机械损伤。

表 2 几种主要病害的光谱特征

Table 2 Spectral characteristics of several main diseases

病害	实例	检测范围/nm	光谱特征/nm	检测方法	文献
叶斑病	玉米	350~2 500	420, 795, 779, 1 543, 1 747, 1 010	Guided Regularized Random Forest	[39]
白粉病	冬小麦	350~1 350	550, 585, 620, 730, 849	Spectral Vegetation Index	[40]
条纹病	水稻	350~2 500	552, 603, 683, 881	Random Forest	[41]
角斑病	黄瓜	400~1 000	608, 663, 832, 881, 898, 901, 906	Random frog & regression coefficient	[42]
早疫病	番茄	380~1 023	442, 508, 573, 696, 715	Successive Projections Algorithm	[43]
炭疽病	梨树	400~1 000	572, 613.2, 652.6, 749.2, 806.5, 874.6	Weight Coefficient	[44]

2.3 作物病害识别

作物病害识别主要依据光谱图像的特征信息对作物进行分类,包括基于光谱植被指数的检测方法和基于机器学习的检测方法。

光谱植被指数是通过多个波长范围内的光谱反射率组合,增强作物病害的光谱特性,从而实现作物病害的检测。

Mahlein 等^[48]和 Huang 等^[49]使用 RELIEF-F 算法从单一波段的加权组合和两个波段的归一化波长差推导出甜菜和冬小麦的病害光谱指数;Mahlein 开发的疾病光谱指数对甜菜白粉病、黄锈病的分类准确率分别为 85% 和 87%。Huang 开发的病害光谱指数对冬小麦白粉病、黄锈病的分类准确率分别为 85.2% 和 91.6%。Abdulridha 等^[50]采用决策树和多层感

知器神经网络融合方法计算出 23 个光谱植被指数,对牛油果枯萎病的检测准确率为 85%。大量的研究已经证明了光谱植被指数可以作为间接检测方法对作物病害进行分类^[51],但作物个体、环境和发病阶段不同会导致光谱图像信息的细微差异,从而降低光谱植被指数对病害检测的准确率。

机器学习是通过自动分析方法从作物病害光谱图像中发现规律,并按照规律对未知的图像进行预测。Zhang 等^[52]采集了高光谱成像技术获取油菜菌核病的 384~1 034 nm 波段范围光谱信息,利用线性判别分析评估患病叶片的 SSR 检测指数,建立了偏最小二乘病害识别模型准确率高达 85%。Knauer 等^[53]采用线性判别分析对葡萄白粉病 400~2 500 nm 光谱图像数据集进行维数约简,结合纹理特征建立了基于随进森林算法的葡萄病害诊断模型,准确率高达 94.1%。Ye 等^[54]采用连续投影算法从桃子 400~1 000 nm 的光谱图像中选择了 6 个最优特征,并分别采用深度置信网络对桃子腐烂的三个阶段进行分类,准确率分别为 82.5%, 92.5% 和 100%。郑志雄等^[55]和黄双萍等^[56]采用 BoSW 模型分析水稻穗瘟病 400~1 000 nm 的光谱图像,并根据光谱包络词典建立 Chi-SVM 分类器,不仅实现了病害诊断,还对病害严重程度进行精确的分级。机器学习模型解决了反射系数轻微变化而导致作物疾病检测困难的问题^[57],通过改进算法和优化参数可以获得具有良好推演、泛化能力的作物病害检测模型。

3 作物病害光谱成像检测技术研究发展趋势

与传统的实验室理化指标检测相比,光谱成像技术作为

一种快速无损检测方法,在不损害植物组织的同时提高了检测效率;与图像处理相比,光谱成像技术从光学角度出发,将光谱特性与图像分析相结合,提高了作物病害检测的准确率,光谱成像技术已经成为作物病害检测领域中最具发展前景的研究方向之一。

(1) 光谱图像分割技术的精度、效率和适应性将不断提高。传统的分割算法对光谱图像采集环境、光照强度、拍摄角度等影响因素的适应能力较差。随着分割算法的不断创新与发展,应更加注重分割算法对实地采集环境的适应能力,提高算法处理实地采集的光谱图像的准确率和效率。

(2) 作物病害光谱图像在近红外波长范围的光谱特性分析将成为重点研究方向。目前对作物病害光谱图像的分析主要集中在 400~1 000 nm 波段,而近红外光谱波长范围的病害信息尚未被挖掘。在未来的研究中,通过扩展作物病害光谱特性的检索波长范围,提高光谱特征对病害表达的唯一性是具有一定可行性的。

(3) 更加注重作物病害空间信息与光谱信息的融合。随着光谱成像技术在作物病害诊断领域应用的不断深入,应更加注重优化光谱特征和空间特征的加权组合的优化,减少冗余特征,增强病害信息表达能力,提高病害检测模型的效率。

(4) 机器学习方法将在作物病害检测模型中广泛应用。反观光谱植被指数在作物病害检测应用中的局限性日益突出,机器学习模型不仅实现了对作物病害的稳定检测,还展现出识别同一病害不同发展阶段的能力,将作物病害检测技术引向精细农业、智慧农业领域。

References

- [1] Li Q, He X, Wang Y, et al. *Journal of Biomedical Optics*, 2013, 18(10): 100901.
- [2] Hagen N, Kudenov M W. *Optical Engineering*, 2013, 52(9): 090901.
- [3] Ryan M R, Crews T E, Culman S W, et al. *Bioscience*, 2018, 68(4): 294.
- [4] WANG Xiang-yu, WEN Hao-jie, LI Xin-xing, et al(王翔宇, 温皓杰, 李鑫星). *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery(农业机械学报)*, 2016, 47(9): 266.
- [5] Bai X B, Li X X, Fu Z T, et al. *Computers & Electronics in Agriculture*, 2017, 136: 157.
- [6] Susić N, Žibrat U, Širca S, et al. *Sensors and Actuators B: Chemical*, 2018, 273: 842.
- [7] Morel J, Jay S, Féret J B, et al. *Scientific Reports*, 2018, 8(1): 15933.
- [8] AlSuwaidi A, Grieve B, Yin H. *Measurement Science and Technology*, 2018, 29(10): 104001.
- [9] Kruse O M O, Prats-Montalbán J M, Indahl U G, et al. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2014, 108: 155.
- [10] Clement A, Verfaillie T, Lormel C, et al. *Biosystems Engineering*, 2015, 133: 128.
- [11] Guo W, Rage U K, Ninomiya S. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2013, 96: 58.
- [12] Ye M, Cao Z, Yu Z, et al. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2015, 114: 247.
- [13] Oberti R, Marchi M, Tirelli P, et al. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2014, 104: 1.
- [14] Singh V, Misra A K. *Information Processing in Agriculture*, 2017, 4(1): 41.
- [15] Mahlein A K, Rumpf T, Welke P, et al. *Remote Sensing of Environment*, 2013, 128: 21.
- [16] JIA Jian-nan, JI Hai-yan(贾建楠, 吉海彦). *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(农业工程学报)*, 2013, (A01): 115.
- [17] Rathod A N, Tanawal B, Shah V. *International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering*, 2013, 3(11): 397.
- [18] Palaniyadi S A, Yang S H, Zhang L, et al. *Applied Microbiology and Biotechnology*, 2013, 97(22): 9621.
- [19] Krishnan M, Sumithra M G. *IEEE Malaysia International Conference on. IEEE*, 2013. 474.

- [20] Rathod A N, Tanawal B, Shah V. *International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering*, 2013, 3 (11): 110.
- [21] Singh V, Misra A K. *Information Processing in Agriculture*, 2017, 4(1): 41.
- [22] ZHAO Bin, ZHOU Hou-kui, FENG Hai-lin(赵斌, 周厚奎, 冯海林). *Journal of Agricultural Mechanization Research(农机化研究)*, 2014, (6): 41.
- [23] Raza S E A, Sanchez V, Prince G, et al. *Pattern Recognition*, 2015, 48(7): 2119.
- [24] Lalitha K, Muthulakshmi K, Vinothini A. *International Journal of Computer Science and Information Technologies*, 2015, 6(3): 2519.
- [25] FU Ze-tian, SU Ye, ZHANG Ling-xian, et al(傅泽田, 苏叶, 张领先, 等). *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(农业工程学报)*, 2013, 29(9): 148.
- [26] Yun S, Wang X F, Zhang S W, et al. *International Journal of Agricultural & Biological Engineering*, 2015, 8(4): 60.
- [27] LU Xia-yan, LI Xin, RAN Peng, et al(卢夏衍, 李昕, 冉鹏, 等). *Journal of Chinese Agricultural Mechanization(中国农机化学报)*, 2016, 37(6): 89, 117.
- [28] Moghadam P, Ward D, Goan E, et al. *Digital Image Computing: Techniques and Applications (DICTA)*, 2017 International Conference on. IEEE, 2017. 1.
- [29] Barbedo J G A. *European Journal of Plant Pathology*, 2017, 147(2): 349.
- [30] Barbedo J G A, Tibola C S, Fernandes José M C. *Biosystems Engineering*, 2015, 131: 65.
- [31] Barbedo J G A. SpringerPlus, 2013, 2(1): 660.
- [32] Barbedo J G A. *Plant Disease*, 2014, 98(12): 1709.
- [33] Barbedo J G A. *Tropical Plant Pathology*, 2016, 41(4): 1.
- [34] Barbedo J G A. *Biosystems Engineering*, 2016, 147: 104.
- [35] WU Lu-lu, MA Xu, QI Long, et al(吴露露, 马旭, 齐龙, 等). *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(农业工程学报)*. 2014, 30(10): 152.
- [36] Arivazhagan S, Shebiah R N, Ananthi S, et al. *Agricultural Engineering International: CIGR Journal*, 2013, 15(1): 211.
- [37] Patil J K, Kumar R. *Engineering in Agriculture Environment & Food*, 2016, 10(2): 69.
- [38] Khaled A Y, Aziz S A, Bejo S K, et al. *Applied Spectroscopy Reviews*, 2018, 53(24): 36.
- [39] Al-Hiary H, Bani-Ahmad S, Reyalat M, et al. *International Journal of Computer Applications*, 2011, 17(1): 31.
- [40] Cao X, Luo Y, Zhou Y, et al. *Crop Protection*, 2013, 45(3): 124.
- [41] Dhau I, Adam E, Mutanga O, et al. *Transactions of the Royal Society of South Africa*, 2018, 73(1): 8.
- [42] CHENG Fan, ZHAO Yan-ru, YU Ke-qiang, et al(程帆, 赵艳茹, 余克强, 等). *Spectroscopy and Spectral Analysis(光谱学与光谱分析)*, 2017, 37(6): 1861.
- [43] Xie C, Shao Y, Li X, et al. *Scientific Reports*, 2015, 5: 16564.
- [44] WEN Shu-xian, LI Shao-wen, JIN Xiu, et al(温淑娴, 李绍稳, 金秀, 等). *Computer Science(计算机科学)*, 2017, (S1): 226.
- [45] Ashourloo D, Mobasheri M R, Huete A. *Remote Sensing*, 2014, 6(6): 4723.
- [46] Yu K Q, Zhao Y R, Liu Z Y, et al. *Food and Bioprocess Technology*, 2014, 7(11): 3077.
- [47] Li J, Chen L, Huang W, et al. *Postharvest Biology and Technology*, 2016, 112: 121.
- [48] Mahlein A, Rumpf T, Welke P, et al. *Remote Sensing of Environment*, 2013, 128(1): 21.
- [49] Huang W, Guan Q, Luo J, et al. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2014, 7(6): 2516.
- [50] Abdulridha J, Ampatzidis Y, Ehsani R, et al. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2018, 155: 203.
- [51] Li L, Zhang Q, Huang D. *Sensors*, 2014, 14(11): 20078.
- [52] Zhang C, Liu F, Feng X P, et al. *Advances in Animal Biosciences*, 2017, 8(2): 264.
- [53] Knauer U, Matros A, Petrovic T, et al. *Plant Methods*, 2017, 13(1): 47.
- [54] Ye S, Kangli W, Qiang L, et al. *Sensors*, 2018, 18(4): 1295.
- [55] ZHENG Zhi-xiong, QI Long, MA Xu, et al(郑志雄, 齐龙, 马旭, 等). *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(农业工程学报)*, 2013, (19): 138.
- [56] HUANG Shuang-ping, QI Long, MA Xu, et al(黄双萍, 齐龙, 马旭, 等). *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(农业工程学报)*, 2015, 31(1): 212.
- [57] Ashourloo D, Aghighi H, Matkan A A, et al. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2016, 9(9): 4344.

Application of Spectral Imaging Technology for Detecting Crop Disease Information: A Review

BAI Xue-bing, YU Jian-shu, FU Ze-tian, ZHANG Ling-xian, LI Xin-xing*

Beijing Laboratory of Food Quality and Safety, College of Information and Electrical Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China

Abstract As one of the major factors hindering crops growth, crop diseases make more than 12% loss of crop yield annually. Diseases not only directly reduce crop yields, but also seriously debase the quality of agricultural products, and even cause food safety accidents. Spectral imaging technique is an information foraging approach that fuses image processing and spectroscopy. It could obtain image and spectral information of crop diseases simultaneously and describe diseased spots feature intuitively. Spectral imaging technology improves the accuracy and efficiency of crop disease detection because of the advantage of union of imagery and spectrum and has been a hotspot at present research. This paper reviews the related literatures in recent six years, and analyses the advantages and limitations of spectral imaging technology in crop disease detection and focuses on the third key technology of spectral imaging in crop disease detection. The third key technology of spectral imaging in crop disease detection is emphasized: (1) Spectral image segmentation technology, focusing on the advantages and application scope analysis of four common segmentation algorithms; (2) spectral feature and spatial feature extraction technology, focusing on the accuracy comparison of spatial features, spectral features and their weighted combination of disease information expression; (3) detection model, focusing on the stability and prospects of spectral vegetation index and machine learning model in crop disease detection. Finally, this paper prospects the application prospect and research trend of spectral imaging technology in the field of crop disease detection, and provides a comprehensive and systematic reference for related research.

Keywords Spectral imaging technology; Crop diseases detection; Spectral characteristic analysis; Pattern recognition

(Received Jan. 10, 2019; accepted May 20, 2019)

* Corresponding author