

doi: 10. 6046/gtzyyg. 2020. 04. 04

引用格式: 彭晓伟,张爱军,王楠,等. 高光谱成像技术在作物种子方面的应用[J]. 国土资源遥感,2020,32(4):23-32. (Peng X W,Zhang A J,Wang N,et al. Application of hyperspectral imaging technology in crop seeds [J]. Remote Sensing for Land and Resources,2020,32(4):23-32.)

高光谱成像技术在作物种子方面的应用

彭晓伟¹, 张爱军^{1,2}, 王楠³, 赵丽⁴

(1. 河北农业大学资源与环境科学学院,保定 071000;
2. 河北省山区研究所,保定 071000; 3. 河北农业大学机电工程
学院,保定 071000; 4. 河北农业大学国土资源学院,保定 071000)

摘要: 作物种子作为种植业最基本、最原始的生产资料,选择出高质量的种子直接决定着农业生产的经济效益和生产效益。高光谱成像技术出现于 20 世纪 80 年代,具有无损、快速成像以及“图谱合一”等特点。运用高光谱成像技术在作物种子方面的研究,前人主要集中于作物种子的品种鉴别、活力检测和种子品质检测等方面。在前人的研究基础上进行深化总结凝炼可知,高光谱成像在作物种子品种鉴别研究主要应用数据处理模型包括偏最小二乘法(partial least squares,PLS)、Ada-Boost 算法、极限学习机(extreme learning machine,ELM)、随机森林(random forest,RF)、支持向量机(support vector machine,SVM)和人工神经网络(artificial neural network,ANN)等。综上所述,本研究旨在为各种类型的作物种子研究提供最佳的光谱范围、样本种类、降噪方法、特征波段提取和模型建立等方面的依据,且对未来研究的方向提供了建议。

关键词: 光谱成像技术; 作物种子; 特征波段; 检测

中图法分类号: S 127; TP 79 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-070X(2020)04-0023-10

0 引言

高光谱成像技术是 20 世纪 80 年代从遥感技术发展而来的一种快速、无损的检测技术,该技术可在不破坏样品的条件下进行观测,不仅可以迅速测定样品中的各个成分,而且可通过图像反映出样品的形状及纹理特征,故高光谱成像技术在无损检测方面具有较大的应用前景^[1-3]。种子是农业生产中最重要的生产资料,是现代农业发展的核心要素,各国都把种子的改良、繁育、推广作为发展农业生产的战略措施,未来国际市场农产品的竞争在很大程度上是技术竞争,而种子生产是技术含量较高的生产因素。近年来,高光谱技术在农业中的应用研究迅速发展,在土壤方面主要应用于对水分、重金属、土壤有机质以及营养元素含量的测定上^[4-6],农作物的研究集中在作物的品质方面较多^[7-9],而在种子方面,该技术则重点在其品种鉴别、活力测定及品质检测等方面^[10-11],基于高光谱技术在种子应用上的波

谱范围、模型方法及作物种子样本量等有所不同,为推进该技术在作物种子方面的研究与应用,本文从波段范围(可见光、可见光—短波近红外及长波近红外)、种子活力(出苗、出芽)及种子品质(外在品质和内在品质)等方面进行了较为详尽的叙述,总结诸多学者研究成果的异同,以期为加快高光谱技术在现代种植业的生产与实践步伐,为提升种子市场竞争力提供有益的参考。

1 种子品种鉴别

我国主要三大粮食作物为水稻、小麦、玉米,根据中国统计年鉴分析,2017 年水稻、小麦和玉米的产量占全国粮食产量的 32.15%,20.30% 和 39.16%。因此粮食产量对稳定社会、发展经济的作用显得尤为重要,除此之外,某些经济作物同样影响着农村的经济收入,并且是人类生存最基本、最必需的生活资料。但近年来随着杂交品种的日益增多,市面上掺假种子越来越多,因此其品种的快速、准确识别对生

收稿日期: 2019-12-10; 修订日期: 2020-05-31

基金项目: 河北省重点研发计划项目“基于无人机高光谱遥感的河北省山区谷子生长特征反演建模与品质提升关键技术研究”(编号: 19226421D)资助。

第一作者: 彭晓伟(1997-),男,硕士研究生,主要从事高光谱技术在农业的应用研究。Email: 1187846870@qq.com。

通信作者: 张爱军(1970-),女,博士生导师,研究员,主要从事植物营养生态与山区数字化研究。Email: xm70526@163.com。

产来说就具有至关重要的意义,传统的种子品种鉴别方法主要有人工检测、田间检测、形态学方法、荧光扫描鉴定法、化学鉴定法和电泳鉴定法,但由于这些方法存在测定过程较为繁琐、耗时长、重复性差等缺点^[12-15],故需要寻找一种新的技术——高光谱成像技术来进行鉴别。

1.1 基于偏最小二乘判别法的种子品种鉴别

在研究初期,主要利用高光谱技术对三大主要粮食作物进行研究,在小麦种子的鉴别研究方面,Miralbés^[16]利用高光谱技术对欧洲 12 种小麦采用 WINISI III 软件进行偏最小二乘法 (partial least squares, PLS) 判别分析,得到模型测试集的识别精度为 99.5%,从而实现对小麦特定品种的鉴别。

对玉米种子的鉴别研究同样很多,初期主要研究该模型是否有利于玉米种子品种的鉴别,黄敏等^[17]利于全波段结合 PLS 对 9 个品种的玉米种子进行分类,此模型可实现玉米品种的准确分类,在探究了模型的适应性之后,现阶段主要研究如何提高模型的精度;吴翔等^[18]对 4 个品种共 384 个玉米种子样本建立了连续投影算法 (successive projections algorithm, SPA) 与偏最小二乘判别分析 (PLS - DA) 相结合的分类模型,建模集和预测集的总体识别率分别为 78.5% 和 70.8%;魏立峰^[19]在此基础上对图像的去噪方法进行了更新,提出了基于 Contourlet 变换和阈值函数的高光谱图像去噪模型,使玉米种子的训练集和测试集精度分别达到 97.77% 和 90.80%;王庆国等^[20]对玉米种子产地和年份进行鉴别,得出训练集和测试集精度分别为 99.11% 和 98.39%,为未来的研究提供了一种新的方向。

在水稻种子鉴别方面,邓小琴等^[21]在 400 ~ 1 000 nm 范围内提取种子区域的纹理特征 (能量、熵、均值和标准差),分别基于 PLS - DA 建立种子产地与年份预测模型,结果表明:对比 4 种模型对预测集种子的检测精度,熵与均值最高 (大于 98%);彭丽君^[22]创造性地把 2 种判别方法 (PLS - DA 和双相关系数) 与 2 种波长选择方法 (移动窗口和等间隔组合) 进行集成分析,建模和检验的识别率分别达到 100% 和 98%。

在经济作物研究方面,通过 PLS 建模可对马铃薯黑心病进行较好的识别,识别率可达到 100%,从而保证马铃薯的生产质量^[23]。吴龙国等^[24]证明了利用 PLS 检测红枣含水量的可行性,为之后的研究提供一种新的思路。

可见,高光谱成像技术在农作物种子品种鉴别方面研究较多,尤其是 PLS - DA 模型的应用较广,而在经济作物和小宗作物种子上的应用较少,大宗

作物的研究应用上因样本量、试验条件和后期处理方法的不同也有所不同。

1.2 基于机器学习算法的种子品种鉴别

1.2.1 粮食作物种子

随着计算机技术的发展,现阶段的研究主要集中在利用机器学习算法对种子品种进行鉴别,不同模型在种子品种鉴别的适宜性研究中,丁秋^[25]利用全波段、可见光、近红外短波波段 3 种不同光谱信息对逐步判别分析 (stepwise discriminant analysis, SDA)、K 均值聚类分析 (K - means cluster analysis, K - means)、支持向量机 (support vector machine, SVM) 小麦籽粒品种鉴别模型进行了对比,结果表明 SDA 模型效果明显较优,鉴别的识别率达到了 88.7%;张航等^[10]进一步研究了相同模型在不同品种数的适宜性,基于主成分分析法 (principal component analysis, PCA) - SVM 分类模型对多个品种的小麦进行识别,结果显示,在 3 个、4 个、6 个小麦品种间的识别率分别达到了 95%、80% 和 56%。

为了进一步提高模型的精度,李晓丽等^[26]采集了 5 个品种水稻的光谱,并采用人工神经网络 (artificial neural network, ANN) 方法进行建模,预测识别准确率达到 96%;柯桔全等^[27]在利用 BP 神经网络进行水稻种子的品种鉴别时,发现分段特征谱法比特征谱法更加适用,且对水稻种子的识别率可达到 96.1%;Kong 等^[28]对 4 种水稻进行分类鉴别,结果表明, SIMCA (soft independent modeling of class analogy)、SVM 和随机森林 (random forest, RF) 模型的分精度均达到 100%。

1.2.2 其他作物种子

在模型适宜性研究方面,张初等^[29]研究 4 种不同的模型对西瓜种子进行分类,发现利用极限学习机 (extreme learning machine, ELM) 模型判别的效果最佳,建模集和预测集的判别正确率均为 100%。在模型优化方面,主要分为对图像和光谱的优化处理。在图像的研究方面,邹伟等^[30]利用 PCA 提取出 3 个特征波长,并对其图像进行纹理特征提取,模型的建模集和预测集精度分别为 93.75% 和 91.67%。在光谱的研究方面, Tan 等^[31]利用 PCA 对大豆种子的光谱进行降维,并结合 ANN 建模方法对种子进行分类,精度可达到 97.5%;Hashim 等^[32]发现图像处理与光谱处理相结合对 3 种橡胶树种子进行分类可得到较好的精度,且利用 PCA 方法对 38 个特征进行降维后,识别精度提高了 14 个百分点;程术希等^[33]通过对大白菜种子光谱数据的采集,发现了采用载荷系数的特征波长选择方法剔除大量冗余数据可取得很好的效果,并在此基础上通过 Ada - Boost,

ELM, RF 和 SVM 这 4 种分类算法进行分类判别, 4 种模型鉴别精度均达到了 90% 以上, 其中 ELM 和 RF 模型识别效果达到了 100%。

综上所述, 上述研究为常见的粮食作物及经济作物种子品种鉴别提供了最佳模型参考, 在未来的研究中, 研究者可根据不同研究对象从而选用最佳模型, 但以上模型在以后的发展中仍需要不断更新完善, 以保证模型的精度与适用性。

2 种子活力检测

种子活力是评价种子质量的重要指标, 高活力的种子在田间表现出芽率高、植株强壮、产量高等优点, 但是传统的活力检测方法为四唑染色实验、电导率实验和幼苗生长测定实验等, 存在操作过程复杂繁琐、耗时长、重复性差且对种子有破坏性等缺点。因此, 快速无损的高光谱成像技术检测将是未来的发展趋势。

2.1 可见光波段

在可见光波段下, 前人研究主要集中在能否区分出无活力种子, Mo 等^[34]采用高光谱成像技术对辣椒种子的光谱进行了采集, 结果表明, 在 600 ~ 700 nm 波段范围下使用红光光源, 并且结合 PLS - DA 模型对辣椒种子的活力识别效果最好, 对无活力种子的识别率达到了 100%; 在 684 nm 波段下采用荧光光谱图像对有活力黄瓜种子的识别率达到了 99%^[35]。张婷婷等^[36]在 430 ~ 970 nm 波段范围下采集小麦种子的光谱图像, 并对数据预处理方法进行了筛选, 建立全波段 PLS - DA 模型, 结果得出, 均值中心化 (mean centering, MC) 预处理方法建立的 PLS - DA 模型表现最优, 经过此模型筛选后, 可使小麦种子的最终发芽率达到 93.1%。

2.2 可见光—短波近红外波段

在可见光—短波近红外波段下, 利用高光谱成像技术对植物的种子活力进行了大量研究, Tigabu 等^[37]通过人工加速老化的方法获得活力不同的松树种子, 对老化与未老化的松树种子识别率高达 100%; 李美凌等^[38]在 Tigabu 等研究基础上, 对 400 ~ 1 000 nm 波段范围下的水稻种子的光谱图像进行采集, 通过 PCA 分析获得主成分图像, 并确定特征波段, 结果表明, SVM 模型预测的判别率可达 100%。除了探究模型的适用性之外, 前人还针对不同模型进行了一系列的优化, 尤佳^[39]对不同活力的脱绒棉种采用 PCA 进行降维, 建立判别分析和 SVM 模型, 其中 SVM 中采用 K 折交叉验证 (K - fold cross - validation, K - CV) 和粒子群算法 (particle swarm op-

timization, PSO) 优化参数, 结果表明判别分析模型效果最优, 其活力判别精度可达到 89.70%; 黄蒂云^[40]提取出长、宽、面积和圆形度等 12 个脱绒棉种的形态特征, 并利用 PLS - DA 模型进行建模, 将该模型的识别精度从 93% 提升到 96%。因此可以看出, 后者的研究方法对不同活力的脱绒棉种分类适宜性较好; Soltani 等^[41]应用近红外检测技术进行种子活力检测, 研究结果表明, 近红外光谱技术在鉴定单粒山毛榉树种子是否有活力方面的精确度达到 100%; Ambrose 等^[42]在 400 ~ 2 500 nm 波段范围下鉴别微波热处理后及未处理的 2 种活力水平玉米种子, 所建立的 PLS - DA 模型校准集和预测集的鉴别率分别高达 97.6% 和 95.6%; Zhang 等^[43]对单个小麦种子的两侧进行高光谱成像, 得到了 4 个数据集分别为腹沟侧、反向侧、平均值 (每粒种子两侧光谱的平均值) 和混合数据集 (每粒种子两侧光谱), 并利用 PLS - DA 和 SVM 技术, 建立了种子的分类模型, 结果表明, 标准正态变量 SPA - PLS - DA 模型对整粒种子 (>85.2%) 和活种子 (>89.5%) 具有较高的分类精度。

2.3 长波近红外波段

在长波近红外波段下, McGovern 等^[44]利用 PLS - DA 模型对大麦、小麦和高粱等作物的活性进行了检测, 结果表明, PCA 处理后的光谱能很好地区分出大麦和高粱种子的活性; Kandpal 等^[45]利用变量重要性投影 (variable important in projection, VIP)、选择性比 (selectivity ratio, SR) 和显著性多元相关 (significance multivariate correlation, SMC) 选择的变量构建 PLS - DA 模型对未萌发、萌发 3 天、萌发 5 天的甜瓜种子进行建模, 结果表明, PLS - DA - SR 方法的分类精度可达 94.6%。

研究者对玉米种子也进行了许多研究, 杨冬凤等^[46]利用近红外光谱和 BP 神经网络对玉米胚乳区域进行光谱采集, 并建立玉米种子活力智能检测模型, 模型识别的准确率为 95.0%; Wakholi 等^[47]对玉米种子的光谱图像进行了采集并采用线性判别分析 (linear discriminant analysis, LDA)、PLS - DA 和 SVM 这 3 种分类模型进行了建模, 结果表示, SVM 分类模型得到的最高识别率高达 100%, 比以往研究的基于 PLS 的方法提升了 5 个百分点; Ambrose 等^[48]基于傅立叶变换近红外和拉曼光谱技术采用 PCA 和 PLS 对玉米种子活力进行评估, 结果表明, 傅立叶变换近红外光谱法可有效检测种子活力, 其准确率高达 100%, 预测能力超过 95%。

另外, 研究者还对水稻种子进行了较多研究, 许思等^[49]通过提取水稻种子的光谱反射率, 并对去除

噪声以及特征波长的选择方法进行了筛选,结果表明,经多元散射校正(multiplicative scatter correction, MSC)预处理后,采用 SPA 算法挑选的特征波长建立的 PLS-DA 模型,建模集和预测集的识别正确率分别达到 100% 和 98.75%; 吴小芬等^[50]建立了水稻种子的 SVM 判别分析模型,结果表明,该模型可明显区分出未老化和老化种子,但很难区分出老化 48 h 和老化 72 h 的种子,由此可知,该模型对于在长波近红外波段光谱下的水稻活力的适应程度不如 PLS-DA 模型。

综上,本文探讨了在不同波段范围内对于检测不同作物种子是否具有活力及活力等级分类可选取的最佳模型,旨在未来的研究中,研究者可根据自身的条件选取不同的研究波段(表 1)。但由于上述研究均采用的人工老化的方法,因此在未来的研究中,可根据自然条件筛选出更多老化程度的种子,用于模型的完善与更新。

表 1 高光谱成像在种子活力检测中的应用研究概况
Tab. 1 Summary of the application of hyperspectral imaging in seed vigor detection

波段	种子类别	波段采集范围/nm	建模方法	参考文献
可见光波段	辣椒	600~700	PLS-DA	Mo 等 ^[34]
	黄瓜	425~700	多光谱算法	Mo 等 ^[35]
	小麦	430~970	PLS-DA	张婷婷等 ^[36]
可见光—短波近红外波段	松树	850~1 048	PLS-DA	Tigabu 等 ^[37]
	水稻	400~1 000	SVM	李美凌等 ^[38]
	脱绒棉	400~1 000	SVM	尤佳 ^[39]
	脱绒棉	400~1 000	PLS-DA	黄蒂云 ^[40]
	毛榉树种	400~2 498	PLS-DA	Soltani 等 ^[41]
	玉米	400~2 500	PLS-DA	Ambrose 等 ^[42]
	小麦	400~1 000	PLS-DA	Zhang 等 ^[43]
	大麦、小麦、高粱	1 000~2 498	PLS-DA	McGoverin 等 ^[44]
	甜瓜	948~2 494	PLS-DA	Kandpal 等 ^[45]
长波近红外波段	玉米	833~2 500	神经网络	杨冬风等 ^[46]
	玉米	1 000~2 500	SVM	Wakholi 等 ^[47]
	玉米	1 000~2 500	PLS-DA	Ambrose 等 ^[48]
	水稻	874~1 740	PLS-DA	许思等 ^[49]
	水稻	874~1 734	SVM	吴小芬等 ^[50]

3 种子品质检测

在植物育种和生产中,种子质量起到了绝对性因素,高品质的种子不仅仅是高产的保证,同时也直接影响到农产品的品质^[51-52],因此,在农业生产中选取品质优良的种子显得尤为重要。

3.1 种子外在品质

在 1976 年,Norris 等^[53]首先采用近红外反射光谱对农产品的含水率开始研究,从而推广出近红外

反射光谱技术在种子的生化物质含量、真实性、缺陷种子等方面的研究。在种子是否具有杂质且是否损伤方面,Wallays 等^[54]在 2009 年对大麦、小麦和玉米进行了杂质检测。通过遗传算法,在 400~950 nm 波段之间可以较好地检测出其中的杂质,并且成功建立了这 3 种谷物的杂质检测系统; Agelet^[55]对采集的玉米籽粒的近红外光谱进行分析,对高温损伤和冷冻伤害的玉米种子进行了模型的筛选,结果表明采用 PLS 模型对热损伤的玉米检测效果最好,结果达到了 99%; Kiratiratanapruk 等^[56]在 Agelet 的基础上结合颜色和纹理特征对玉米种子进行了识别,并采用 SVM 方法对种子进行了检测,对正常种子和缺陷种子的识别度可达到 95.6% 和 80.6%; 王超鹏等^[57]提取全表面颜色特征参数训练分类器进行霉变玉米种子检测,并使用朴素贝叶斯分类器进行霉变种子识别准确率达到 98%,提取种子尖端颜色特征参数训练分类器,并使用朴素贝叶斯分类器检测的准确率达到 99.3%。

在检测种子是否虫蛀方面, Singh 等^[58]采用 PCA 的多变量图像分析方法对正常小麦和受损小麦的光谱图像进行提取,提取出 3 个特征波段,并利用统计判别分类器对 3 种小麦进行识别,其识别率最高达到 100%; Singh 等^[59]在 2011 年对识别虫蛀小麦的方法进行了改进,利用近红外光谱与彩色图像结合的方式,并采用 BP 神经网络进行了建模,对健康小麦和虫蛀小麦的识别率分别达到 96.4% 和 100%。

3.2 种子内在品质

在检测种子是否被侵染方面, Williams 等^[60]采用了新的探索性主成分分析方法(PCAL)降噪和阴影,并采用 PLS-DA 模型进行建模,此方法可以很好地识别出感染细菌的种子; Xing 等^[61]通过研究得出,在 720 nm 以上的波段可鉴别小麦种子是否霉变,在 728~878 nm 波段范围可将发芽的小麦种子从健康的种子中识别出来,识别率可达 100%; Del Fiore 等^[62]首次采用了高光谱成像技术识别真菌侵染玉米籽粒,证明了可见光—近红外高光谱技术用于检测真菌侵染玉米的可行性; Singh 等^[59]在 Del Fiore 的基础上,采用多变量图像分析方法对高光谱数据进行降维处理,利用 PCA 选择有效波长,对被真菌侵染的小麦的识别精度达到了 100%。

在检测种子是否被特定的真菌侵染方面, Yao 等^[63]发现紫外线可以使感染黄曲霉毒素的玉米种子向蓝光波段产生不同程度的偏移,且种子中黄曲霉毒素的浓度越高,荧光峰值越低,为未来的研究提供了科学的参考; 袁莹等^[64]同样利用高光谱成像

技术对玉米籽粒的黄曲霉毒素进行了检测,采用 PCA 分析对高光谱数据进行降维,并采用因子判别分析(factor discriminant analysis ,FDA) 进行建模,训练集和验证集分别达到了 95% 和 86% ; Shahin 等^[65] 利用 400 ~ 1 000 nm 波段范围高光谱成像系统对小麦种子是否被镰刀菌侵染检测研究,并建立线性判别分析预测模型,识别率可达到 92% ,对受侵染种子的预测可达到 86% 。在此基础上, Barbedo 等^[66] 提出了一种基于高光谱的小麦籽粒中镰刀菌的自动检测算法,在 528 ~ 1 785 nm 波段范围下采用阈值分割法对图像进行了预处理,使籽粒与背景分离,最后判断其感染赤霉病的程度,该算法不仅能检测赤霉病,也可以评估脱氧雪腐镰刀菌含量。

3.3 种子元素含量

Velasco 等^[67] 采集了 451 个油菜籽粒的近红外光谱用于籽粒蛋白质含量的检测,并将原始光谱进行一阶导数、标准正态变量校正、去趋势散射校正之后进行建模分析,结果可知,近红外光谱与油菜籽粒蛋白质含量之间的确定系数为 0. 94; Cogdill 等^[68] 采用 PCA 和 PLS 等分析方法对玉米种子的含油率和含水率进行了检测,得到了较好的结果; Wein-

stock 等^[69] 利用 950 ~ 1 700 nm 波段的近红外光谱图像和多变量分析,采用 PLS 方法预测玉米籽粒的油分和油酸含量,油分含量预测均方根误差为 0. 7,油酸含量的预测偏差为 14% ; Font 等^[70] 采集了芥菜、油菜和鹰嘴豆等种子籽粒的高光谱数据用于测定种子的纤维、脂肪酸组成、蛋白质和油脂含量,并且采用 PLS 法进行建模,模型有较好的预测结果,但某些化学成分的预测结果较差; Tallada 等^[71] 采集玉米籽粒的光谱特征对籽粒中的粗蛋白、色氨酸、赖氨酸、油分和可溶性糖含量通过 PLS 方法进行建模,结果表明,该模型对蛋白质含量的检测效果较好, R^2 达到了 0. 75,但是该模型对色氨酸、赖氨酸、油分含量和可溶性糖的预测效果较差。

4 讨论

高光谱技术在种子方面有较多应用,本文主要总结出高光谱技术在种子品种鉴别、种子活力检测以及种子品质检测方面的应用(表 2),通过总结发现研究主要集中在玉米、小麦和水稻等粮食作物,但对咖啡、甜菜、烟叶等经济作物以及人参、枸杞等药类研究较少。

表 2 作物种子的测定内容及使用光谱仪类型

Tab. 2 Determination of crop seeds and use of spectrometer type

年份	测定内容	光谱仪	光谱仪产地	波长/nm
2008 年	小麦的品种鉴别	Foss - NIRSystem 6500	美国	400 ~ 2 500
2017 年	小麦的品种鉴别	ICL - B1610M - SC000	美国	388 ~ 1 000
2019 年	小麦的品种鉴别	PFD - 65 - V10E	芬兰	900 ~ 1 700
2012 年	玉米的品种鉴别	1003A - 10140HyperspcTMVNIRC - Series	美国	563. 6 ~ 911. 4
2014 年	玉米的品种鉴别	1003A - 10140HyperspcTMVNIRC - Series	美国	400 ~ 1 000
2008 年	水稻的品种鉴别	Handheld FieldSpec	美国	350 ~ 1 075
2013 年	水稻的品种鉴别	ImSpectorN17E	芬兰	1 039 ~ 1 612
2015 年	水稻的品种鉴别	1003A - 10140HyperspcTMVNIRC - Series	美国	400 ~ 1 000
2016 年	水稻的品种鉴别	RT100 - HP 激光诱导击穿光谱仪	美国	190 ~ 1 040
2018 年	水稻的品种鉴别	XDS Rapid Content TM	丹麦	400 ~ 2 498
2011 年	油菜籽的品种鉴别	ImSpectorV10E - QE	芬兰	400 ~ 1 000
2013 年	西瓜种子的品种鉴别	ImSpectorN17E - QE	芬兰	800 ~ 1 800
2014 年	大豆的品种鉴别	ImSpectorV25E	芬兰	1 000 ~ 2 500
2014 年	大白菜的品种鉴别	ImSpectorN17E - XLNIR	芬兰	874 ~ 1 734
2011 年	大麦、小麦、高粱的种子活力	ImSpectorN17E - QE	芬兰	1 000 ~ 2 498
2018 年	小麦的种子活力	ImSpectorV10E	芬兰	400 ~ 1 000
2019 年	小麦的种子活力	ImSpectorV10E	芬兰	400 ~ 970
2013 年	玉米的种子活力	VECTOR22/N	德国	833 ~ 2 500
2016 年	玉米的种子活力	HeadwellPhotonics ,Fitchburg, MA	美国	400 ~ 2 500
2018 年	玉米的种子活力	HeadwallPhotonics ,Fitchburg, MA	美国	1 000 ~ 2 500
2018 年	玉米的种子活力	赛默飞(Antaris) II 型傅立叶变换近红外光谱仪	美国	1 000 ~ 2 500
2015 年	水稻的种子活力	ImSpectorV10E - QE	芬兰	400 ~ 1 000
2016 年	水稻的种子活力	ImSpectorN17E - QE	芬兰	874 ~ 1 740
2017 年	水稻的种子活力	ImSpectorN17E	芬兰	874 ~ 1 734
2017 年	脱绒棉种的种子活力	ImSpectorV10E - QE	芬兰	400 ~ 1 000
2018 年	脱绒棉种的种子活力	ImSpectorV10E - QE	芬兰	400 ~ 1 000
2003 年	松树的种子活力	FOSS Tecator	瑞典	850 ~ 1 048

(续表)

年份	测定内容	光谱仪	光谱仪 产地	波长/nm
2003 年	毛榉树的种子活力	FOSS NIR Systems	美国	400 ~ 2 498
2014 年	辣椒的种子活力	VNIR, Headwall Photonics, Fitchburg, MA	美国	400 ~ 700
2015 年	黄瓜的种子活力	VNIR, Headwall Photonics, Fitchburg, MA	美国	425 ~ 700
2016 年	甜瓜的种子活力	SWIR, Headwall Photonics, Fitchburg, MA	美国	948 ~ 2 494
2009 年	大麦、小麦、玉米的杂质检测	Specim V10 spectrograph	芬兰	400 ~ 950
2010 年	小麦的受损种子	ImSpector V10E	芬兰	400 ~ 1 000
2011 年	小麦的镰刀菌	VNIR100E	美国	400 ~ 1 000
2015 年	小麦的镰刀菌	EV/NIR Hyperspec Model 1003B - 10151	美国	528 ~ 1 785
2015 年	小麦的灰绿曲霉、青霉、赭曲霉毒素	Model No. SU640 - 1.7 RT - D	美国	1 000 ~ 1 600
2012 年	玉米的冻害种子	Perten DA7200	瑞典	860 ~ 1 640
2016 年	玉米的受损种子	ImSpector V10E - QE, ImSpector N25E	芬兰	400 ~ 1 000
2009 年	玉米的镰刀菌	SWIR	芬兰	960 ~ 1 662
2010 年	玉米的种子霉变	ImSpector - Specim V10	芬兰	400 ~ 1 000
2010 年	玉米的黄曲霉毒素	AvaSpec - ULS2048 - USB2	荷兰	400 ~ 1 000
2014 年	玉米的黄曲霉毒素	Specim V10 Mspectrograph Oulu	芬兰	400 ~ 1 000
2017 年	玉米的种子真菌感染	ImSpector V10E	芬兰	400 ~ 1 000
2004 年	玉米的含油率和含水率	Apogee KX - 260 Monochrome Scientific Camera	美国	750 ~ 1 090
2006 年	玉米的油分和油酸	Matrix NIR	美国	950 ~ 1 700
2009 年	玉米的粗蛋白、色氨酸、赖氨酸、油分和可溶性糖	CDI Spectrometer	美国	904 ~ 1 685
2015 年	水稻的种子霉变	JFE, Techno - Research Corporation	日本	400 ~ 1 000
2006 年	油菜、鹰嘴豆、芥菜的纤维、脂肪酸组成、蛋白质和油脂	NIR Systems Model 6500 Spectrophotometer	美国	400 ~ 2 500
2014 年	油菜的脂肪酸、油酸、亚油酸和棕榈酸	FieldSpec HH2	美国	325 ~ 1 075

近年来,随着基因技术和杂交的不断发展,高光谱技术在快速识别转基因种子和杂交种子的应用中得到越来越多的关注,翟亚锋等^[72]通过实验得出近红外反射光谱技术鉴别转基因小麦,采用 PCA 结合仿生模式识别准确率达到 95% 以上;Feng 等^[73]利用高光谱成像技术鉴定转基因玉米的种类,利用全光谱或最佳波长建立判别模型,结果表明,高光谱成像技术可用于鉴定转基因和非转基因玉米籽粒;林萍等^[74]提出一种利用近红外光谱技术快速鉴别 Bt 基因水稻种子及其亲本的新方法,采用等距映射流形降维法对采集到的光谱数据进行非线性降维,提取出 45 个特征波长,并且利用最小二乘 SVM 方法进行建模,其中预测的准确度高达 94.67%。因此,转基因及杂交作物种子的各项指标的研究将成为新的研究趋势。

5 结论与展望

在数据获取方面,主要有获取光谱特征和图像特征 2 种方式,光谱特征相对于图像特征而言,获取方式较为方便,根据不同特征建立的模型性能存在一定差异,但差异不大。在种子分类方面,主要应用偏最小二乘法 (partial least squares, PLS)、Ada - Boost 算法、极限学习机 (extreme learning machine, ELM)、随机森林 (random forest, RF)、支持向量机 (support vector machine, SVM) 和人工神经网络 (arti-

ficial neural network, ANN) 等模型进行建模,这些模型都取得了较好的成效。在未来,为了保证模型的有效性和通用性,需要对模型进行不断更新。

除此之外,应采用大量样本,建立种子品种分类和分级的数据库,在未来的鉴别过程中,可根据不同的实际情况,选择出最佳的光谱采集波段与建模模型。在种子活力研究方面,主要研究将健康种子与老化种子和低活力种子分开,但是由于自然衰老种子较难获取,故研究常采用人工方法老化种子,而且在实践应用中,自然老化样品的采集时间跨度较大,不同的自然老化条件也会影响样品的特性。因此,建立一个使用自然老化样品进行种子活力和活力检测的通用数据库难度较大,离实际应用还有一定距离。除此之外,在研究高光谱技术检测种子是否被真菌损伤时,上述研究仍有部分缺陷,如某些研究的假定真菌浓度远远低于实际浓度,且研究需要大量样本来建立一个通用的模型。

参考文献 (References):

[1] 丁 冬. 高光谱成像技术及其在农产品检测中的应用[J]. 科技信息, 2013(35): 72, 98.
Ding D. Hyperspectral imaging technology and its application in agricultural product detection[J]. Science and Technology Information, 2013(35): 72, 98.
[2] Quan J G, Bai B, Jin S, et al. Indoor positioning modeling by visible light communication and imaging[J]. Chinese Optics Letters, 2014, 12(5): 61 - 64.
[3] Dana W, Ivo W. Computer image analysis of seed shape and seed

- color for flax cultivar description[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2008, 61(2): 126 – 135.
- [4] 章涛, 于雷, 易军, 等. 高光谱小波能量特征估测土壤有机质含量[J]. 光谱学与光谱分析, 2019, 39(10): 3217 – 3222.
- Zhang T, Yu L, Yi J, et al. Determination of soil organic matter content based on hyperspectral wavelet energy features[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2019, 39(10): 3217 – 3222.
- [5] 李天胜, 崔静, 王海江, 等. 基于高光谱特征波长的冬小麦水分含量估测模型[J]. 新疆农业科学, 2019, 56(10): 1772 – 1782.
- Li T S, Cui J, Wang H J, et al. Study on water content estimation model of winter wheat based on hyperspectral characteristic wavelength[J]. Xinjiang Agricultural Sciences, 2019, 56(10): 1772 – 1782.
- [6] 彭一平, 刘振华, 王璐, 等. 华南地区土壤全钾含量高光谱反演模型研究[J]. 西南农业学报, 2019, 32(10): 2383 – 2389.
- Peng Y P, Liu Z H, Wang L, et al. Hyperspectral inversion model of soil total potassium content in south China[J]. Southwest China Journal of Agricultural Sciences, 2019, 32(10): 2383 – 2389.
- [7] 张影, 赵小娟, 王迪. 基于高光谱遥感的农作物分类研究进展[J]. 中国农业信息, 2019, 31(5): 1 – 12.
- Zhang Y, Zhao X J, Wang D. Research advances on crop identification using hyperspectral remote sensing[J]. China Agricultural Information, 2019, 31(5): 1 – 12.
- [8] 程雪, 贺炳彦, 黄耀欢, 等. 基于无人机高光谱数据的玉米叶面积指数估算[J]. 遥感技术与应用, 2019, 34(4): 775 – 784.
- Cheng X, He B Y, Hang Y H, et al. Estimation of corn leaf area index based on UAV hyperspectral image[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2019, 34(4): 775 – 784.
- [9] 白青蒙, 韩玉国, 彭致功, 等. 利用叶面积指数优化冬小麦高光谱水分预测模型[J]. 应用与环境生物学报, 2020, 26(4): 1 – 11.
- Bai Q M, Han Y G, Peng Z G, et al. Optimizing winter wheat hyperspectral moisture prediction model using leaf area index[J]. Chinese Journal of Applied and Environmental Biology, 2020, 26(4): 1 – 11.
- [10] 张航, 姚传安, 蒋梦梦, 等. 基于高光谱图像技术的小麦种子分类识别研究[J]. 麦类作物学报, 2019, 39(1): 96 – 104.
- Zhang H, Yao C A, Jiang M M, et al. Research on wheat seed classification and recognition based on hyperspectral imaging[J]. Journal of Triticeae Crops, 2019, 39(1): 96 – 104.
- [11] 陈泽贤, 袁辉. 种子活力测定方法研究进展[J]. 种子科技, 2019, 37(16): 25 – 27.
- Chen Z X, Yuan H. Research progress of seed vigor test methods[J]. Seed Science and Technology, 2019, 37(16): 25 – 27.
- [12] Shrestha S, Deleuran L C, Olesen M H, et al. Use of multispectral imaging in varietal identification of Tomato[J]. Sensors, 2015, 15(2): 4496 – 4512.
- [13] Rahman A, Cho B K. Assessment of seed quality using non-destructive measurement techniques: A review[J]. Seed Science Research, 2016, 26(4): 285 – 305.
- [14] 张婷婷, 孙群, 杨磊, 等. 基于电子鼻传感器阵列优化的甜玉米种子活力检测[J]. 农业工程学报, 2017, 33(21): 275 – 281.
- Zhang T T, Sun Q, Yang L, et al. Vigor detection of sweet corn seeds by optimal sensor array based on electronic nose[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2017, 33(21): 275 – 281.
- [15] 宋乐, 王琦, 王纯阳, 等. 基于近红外光谱的单粒水稻种子活力快速无损检测[J]. 粮食储藏, 2015, 44(1): 20 – 23.
- Song L, Wang Q, Wang C Y, et al. Qualitative analysis of single rice seed vigor using near infrared reflectance spectroscopy[J]. Grain Storage, 2015, 44(1): 20 – 23.
- [16] Miralbés C. Discrimination of European wheat varieties using near infrared reflectance spectroscopy[J]. Food Chemistry, 2008, 106(1): 386 – 389.
- [17] 黄敏, 朱晓, 朱启兵, 等. 基于高光谱图像的玉米种子特征提取与识别[J]. 光子学报, 2012, 41(7): 868 – 873.
- Huang M, Zhu X, Zhu Q B, et al. Morphological characteristics of maize seed extraction and identification based on the hyperspectral image[J]. Acta Photonica Sinica, 2012, 41(7): 868 – 873.
- [18] 吴翔, 张卫正, 陆江锋, 等. 基于高光谱技术的玉米种子可视化鉴别研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2016, 36(2): 511 – 514.
- Wu X, Zhang W Z, Lu J F, et al. Study on visual identification of corn seeds based on hyperspectral imaging technology[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2016, 36(2): 511 – 514.
- [19] 魏利峰. 玉米种子高光谱图像品种检测方法研究[D]. 沈阳: 沈阳农业大学, 2017.
- Wei L F. Research on detection method of maize variety based on hyperspectral image[D]. Shenyang: Shenyang Agricultural University, 2017.
- [20] 王庆国, 黄敏, 朱启兵, 等. 基于高光谱图像的玉米种子产地与年份鉴别[J]. 食品与生物技术学报, 2014, 33(2): 163 – 170.
- Wang Q G, Huang M, Zhu Q B, et al. Geographical origin and years identification of maize seeds based on the hyperspectral image[J]. Journal of Food Science and Biotechnology, 2014, 33(2): 163 – 170.
- [21] 邓小琴, 朱启兵, 黄敏. 融合光谱、纹理及形态特征的水稻种子品种高光谱图像单粒鉴别[J]. 激光与光电子学进展, 2015, 52(2): 128 – 134.
- Deng X Q, Zhu Q B, Huang M. Variety discrimination for single rice seed by integrating spectral, texture and morphological features based on hyperspectral image[J]. Laser and Optoelectronics Progress, 2015, 52(2): 128 – 134.
- [22] 彭丽君. 水稻种子鉴别的近红外光谱快速无损分析[D]. 广州: 暨南大学, 2018.
- Peng L J. Rapid and nondestructive analysis for the identification of rice seeds with near infrared spectroscopy[D]. Guangzhou: Jinan University, 2018.
- [23] 高海龙, 李小昱, 徐森森, 等. 马铃薯黑心病和单薯质量的透射高光谱检测方法[J]. 农业工程学报, 2013, 29(15): 279 – 285.
- Gao H L, Li X Y, Xu S M, et al. Transmission hyperspectral detection method for weight and black heart of potato[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2013, 29(15): 279 – 285.
- [24] 吴龙国, 何建国, 刘贵珊, 等. 基于近红外高光谱成像技术的长枣含水量无损检测[J]. 光电子·激光, 2014, 25(1): 135 – 140.

- Wu L G, He J G, Liu G S, et al. Non - destructive determination of moisture in jujubes based on near - infrared hyperspectral imaging technique[J]. *Journal of Optoelectronics • Laser*, 2014, 25 (1) : 135 - 140.
- [25] 丁 秋. 基于高光谱成像技术小麦籽粒品种鉴别研究[D]. 武汉: 武汉轻工大学, 2017.
- Ding Q. Studies on varieties identification of wheat grain based on hyperspectral imaging technique [D]. Wuhan: Wuhan Polytechnic University, 2017.
- [26] 李晓丽, 唐月明, 何 勇, 等. 基于可见/近红外光谱的水稻品种快速鉴别研究[J]. *光谱学与光谱分析*, 2008, 28 (3) : 578 - 581.
- Li X L, Tang Y M, He Y, et al. Discrimination of varieties of paddy based on VIS/NIR spectroscopy combined with chemometrics[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2008, 28 (3) : 578 - 581.
- [27] 柯桔全, 王阳恩, 范润洲, 等. 基于激光诱导击穿光谱的水稻品种鉴别研究[J]. *激光杂志*, 2016, 37 (9) : 56 - 60.
- Ke Z Q, Wang Y E, Fan R Z, et al. Identification of rice seed varieties based on LIBS[J]. *Laser Journal*, 2016, 37 (9) : 56 - 60.
- [28] Kong W, Zhang C, Liu F, et al. Rice seed cultivar identification using near - infrared hyperspectral imaging and multivariate data analysis[J]. *Sensors*, 2013, 13 (7) : 8916 - 8927.
- [29] 张 初, 刘 飞, 孔汶汶, 等. 利用近红外高光谱图像技术快速鉴别西瓜种子品种[J]. *农业工程学报*, 2013, 29 (20) : 270 - 277.
- Zhang C, Liu F, Gong W W, et al. Fast identification of watermelon seed variety using near infrared hyperspectral imaging technology [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2013, 29 (20) : 270 - 277.
- [30] 邹 伟, 方 慧, 刘 飞, 等. 基于高光谱图像技术的油菜籽品种鉴别方法研究[J]. *浙江大学学报(农业与生命科学版)*, 2011, 37 (2) : 175 - 180.
- Zou W, Fang H, Liu F, et al. Identification of rapeseed varieties based on hyperspectral imagery[J]. *Journal of Zhejiang University (Agriculture and Life Sciences)*, 2011, 37 (2) : 175 - 180.
- [31] Tan K, Chai Y, Song W, et al. Identification of soybean seed varieties based on hyperspectral image[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2014, 30 (9) : 235 - 242.
- [32] Hashim H, Osman F N, Junid SAMA, et al. An intelligent classification model for rubber seed clones based on shape features through imaging techniques[C]//International Conference on Intelligent Systems, 2010: 25 - 31.
- [33] 程术希, 孔汶汶, 张 初, 等. 高光谱与机器学习相结合的大白菜种子品种鉴别研究[J]. *光谱学与光谱分析*, 2014, 34 (9) : 2519 - 2522.
- Cheng S X, Kong W W, Zhang C, et al. Variety recognition of chinese cabbage seeds by hyperspectral imaging combined with machine learning[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2014, 34 (9) : 2519 - 2522.
- [34] Mo C, Kim G, Lee K, et al. Non - destructive quality evaluation of pepper (*Capsicum annuum* L.) seeds using LED - induced hyperspectral reflectance imaging[J]. *Sensors*, 2014, 14 (4) : 7489.
- [35] Mo C, Kim M S, Lim J. Multispectral fluorescence imaging technique for discrimination of cucumber seed viability[J]. *Transactions of the American Society of Agricultural and Biological Engineers*, 2015, 58 (4) : 959 - 968.
- [36] 张婷婷, 向莹莹, 杨丽明, 等. 高光谱技术无损检测单粒小麦种子生活力的特征波段筛选方法研究[J]. *光谱学与光谱分析*, 2019, 39 (5) : 1556 - 1562.
- Zhang T T, Xiang Y Y, Yang L M, et al. Wavelength variable selection methods for non - destructive detection of the viability of single wheat kernel based on hyperspectral imaging[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2019, 39 (5) : 1556 - 1562.
- [37] Tigabu M, Oden P C. Discrimination of viable and empty seeds of *Pinus patula* Schiede & Deppe with near - infrared spectroscopy [J]. *New Forests*, 2003, 25 (3) : 163 - 176.
- [38] 李美凌, 邓 飞, 刘 颖, 等. 基于高光谱图像的水稻种子活力检测技术研究[J]. *浙江农业学报*, 2015, 27 (1) : 1 - 6.
- Li M L, Deng F, Liu Y, et al. Study on detection technology of rice seed vigor based on hyperspectral image [J]. *Acta Agriculturae Zhejiangensis*, 2015, 27 (1) : 1 - 6.
- [39] 尤 佳. 基于高光谱图像的脱绒棉种活力检测方法研究[D]. 石河子: 石河子大学, 2017.
- You J. The detection method research on delinted cottonseeds' vigor based on hyperspectral imaging [D]. Shihezi: Shihezi University, 2017.
- [40] 黄蒂云. 基于高光谱图像技术的脱绒棉种品种鉴别方法研究[D]. 石河子: 石河子大学, 2018.
- Hang D Y. Study on identification method of delinted cottonseeds varieties based on hyperspectral image technology [D]. Shihezi: Shihezi University, 2018.
- [41] Soltani A, Lestander T, Tigabu M, et al. Prediction of viability of oriental beechnuts, *fagus orientalis*, using near infrared spectroscopy and partial least squares regression[J]. *Journal of Near Infrared Spectroscopy*, 2003, 11 (1) : 357.
- [42] Ambrose A, Kandpal L M, Kim M S, et al. High speed measurement of corn seed viability using hyperspectral imaging[J]. *Infrared Physics and Technology*, 2016, 75 : 173 - 179.
- [43] Zhang T, Wei W, Zhao B, et al. A reliable methodology for determining seed viability by using hyperspectral data from two sides of wheat seeds[J]. *Sensors*, 2018, 18 (3) : 813.
- [44] McGoverin C M, Engelbrecht P, Geladi P, et al. Characterisation of non - viable whole barley, wheat and sorghum grains using near - infrared hyperspectral data and chemometrics[J]. *Analytical and Bioanalytical Chemistry*, 2011, 401 (7) : 2283 - 2289.
- [45] Kandpal L M, Lohumi S, Kim M S, et al. Near - infrared hyperspectral imaging system coupled with multivariate methods to predict viability and vigor in muskmelon seeds[J]. *Sensors and Actuators B Chemical*, 2016, 229 : 534 - 544.
- [46] 杨冬风, 尹淑欣, 姜 丽, 等. 玉米种子活力近红外光谱智能检测方法研究[J]. *核农学报*, 2013, 27 (7) : 957 - 961.
- Yang D F, Yin S X, Jiang L, et al. Research on maize vigor intelligent detection based on near infrared spectroscopy [J]. *Journal of Nuclear Agricultural Sciences*, 2013, 27 (7) : 957 - 961.
- [47] Wakholi C, Kandpal L M, Lee H, et al. Rapid assessment of corn seed viability using short wave infrared line - scan hyperspectral imaging and chemometrics[J]. *Sensors and Actuators B Chemical*, 2018, 255 : 498 - 507.
- [48] Ambrose A, Lohumi S, Lee W H, et al. Comparative nondestructive

- measurement of corn seed viability using Fourier transform near – infrared (FT – NIR) and Raman spectroscopy [J]. *Sensors and Actuators B Chemical*, 2016, 224: 500 – 506.
- [49] 许思, 赵光武, 邓飞, 等. 基于高光谱的水稻种子活力无损分级检测[J]. *种子*, 2016, 35(4): 34 – 40.
- Xu S, Zhao G W, Deng F, et al. Research on detection technology of rice seed vigor based on hyperspectral [J]. *Seed*, 2016, 35(4): 34 – 40.
- [50] 吴小芬, 赵光武, 祁亨年. 高光谱技术在常规水稻种子活力检测中的应用[J]. *安徽农业科学*, 2017, 45(29): 12 – 14.
- Wu X F, Zhao G W, Qi H N. Inspect rice seed vigor of conventional rice by hyperspectral imaging with chemometric methods [J]. *Journal of Anhui Agricultural Sciences*, 2017, 45(29): 12 – 14.
- [51] Wu D, Sun D W. Advanced applications of hyperspectral imaging technology for food quality and safety analysis and assessment: A review — Part II: Applications [J]. *Innovative Food Science and Emerging Technologies*, 2013, 19(1): 1 – 14.
- [52] Dale L M, Thewis A, Boudry C, et al. Hyperspectral imaging applications in agriculture and agro – food product quality and safety control: A review [J]. *Applied Spectroscopy Reviews*, 2013, 48(2): 142 – 159.
- [53] Norris K H, Barnes R, Moore J E, et al. Predicting forage quality by infrared reflectance spectroscopy [J]. *Journal of Animal Science*, 1976, 43: 889.
- [54] Wallays C, Missotten B, Baerdemaeker J D, et al. Hyperspectral waveband selection for on – line measurement of grain cleanness [J]. *Biosystems Engineering*, 2009, 104(1): 1 – 7.
- [55] Agelet L. Feasibility of near infrared spectroscopy for analyzing corn kernel damage and viability of soybean and corn kernels [J]. *Journal of Cereal Science*, 2012, 55(2): 160 – 165.
- [56] Kiratiratanapruk K, Sinthupinyo W. Color and texture for corn seed classification by machine vision [C]//International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communications Systems, 2012: 1 – 5.
- [57] 王超鹏, 黄文倩, 樊书祥, 等. 基于高光谱成像技术与 CARS 算法的玉米种子含水率检测[J]. *激光与光电子学进展*, 2016, 53(12): 260 – 267.
- Wang C P, Huang W Q, Fan S X, et al. Moisture content detection of maize kernels based on hyperspectral imaging technology and CARS [J]. *Laser and Optoelectronics Progress*, 2016, 53(12): 260 – 267.
- [58] Singh C B, Jayas D S, Paliwal J, et al. Detection of sprouted and midge – damaged wheat kernels using near – infrared hyperspectral imaging [J]. *Cereal Chemistry*, 2009, 86(3): 256 – 260.
- [59] Singh C B, Jayas D S, Paliwal J, et al. Fungal damage detection in wheat using short – wave near – infrared hyperspectral and digital colour imaging [J]. *International Journal of Food Properties*, 2012, 15(1): 11 – 24.
- [60] Williams P, Manley M, Fox G, et al. Indirect detection of Fusarium verticillioides in maize (Zea mays L.) kernels by NIR hyperspectral imaging [J]. *Journal of Near Infrared Spectroscopy*, 2009, 18(1): 49 – 58.
- [61] Xing J, Stephen S, Muhammad S, et al. Detection of sprout damage in Canada Western Red Spring wheat with multiple wavebands using visible/near – infrared hyperspectral imaging [J]. *Biosystems Engineering*, 2010, 106(2): 188 – 194.
- [62] Del Fiore S, Reverberi M, Ricelli A, et al. Early detection of toxicogenic fungi on maize by hyperspectral imaging analysis [J]. *International Journal of Food Microbiology*, 2010, 144(1): 64 – 71.
- [63] Yao H, Hruska Z, Kincaid R, et al. Correlation and classification of single kernel fluorescence hyperspectral data with aflatoxin concentration in corn kernels inoculated with *Aspergillus flavus* spores [J]. *Food Additives and Contaminants*, 2010, 27(5): 701 – 709.
- [64] 袁莹, 王伟, 褚璇, 等. 基于高光谱成像技术和因子判别分析的玉米黄曲霉毒素检测研究 [J]. *中国粮油学报*, 2014, 29(12): 107 – 110.
- Yuan Y, Wang W, Zhu X, et al. Detection of corn aflatoxin based on hyperspectral imaging technology and factor discriminant analysis [J]. *Journal of the Chinese Cereals and Oils Association*, 2014, 29(12): 107 – 110.
- [65] Shahin M A, Symons S J. Detection of Fusarium damaged kernels in Canada Western Red Spring wheat using visible/near – infrared hyperspectral imaging and principal component analysis [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2011, 75(1): 107 – 112.
- [66] Barbedo J G A, Tibola C S, Fernandes J M C. Detecting Fusarium head blight in wheat kernels using hyperspectral imaging [J]. *Biosystems Engineering*, 2015, 131: 65 – 76.
- [67] Velasco L, Möllers C. Nondestructive assessment of protein content in single seeds of rapeseed (*Brassica napus* L.) by near – infrared reflectance spectroscopy [J]. *Euphytica*, 2002, 123(1): 89 – 93.
- [68] Cogdill R P, Hurburgh Jr C R, Rippke G R, et al. Single – kernel maize analysis by near – infrared hyperspectral imaging [J]. *Transaction of the ASAE*, 2004, 47(1): 311 – 320.
- [69] Weinstock B A, Janni J, Hagen L, et al. Prediction of oil and oleic acid concentrations in individual corn (*Zea mays* L.) kernels using near – infrared reflectance hyperspectral imaging and multivariate analysis [J]. *Applied Spectroscopy*, 2006, 60(1): 9.
- [70] Font R, Río – Celestino M D, Haro – Bailón A D. The use of near – infrared spectroscopy (NIRS) in the study of seed quality components in plant breeding programs [J]. *Industrial Crops and Products*, 2006, 24(3): 307 – 313.
- [71] Tallada J G, Palacios – Rojas N, Armstrong P R. Prediction of maize seed attributes using a rapid single kernel near infrared instrument [J]. *Journal of Cereal Science*, 2009, 50(3): 381 – 387.
- [72] 翟亚锋, 苏谦, 邹文锦, 等. 基于仿生模式识别和近红外光谱的转基因小麦快速鉴别方法 [J]. *光谱学与光谱分析*, 2010, 30(4): 924 – 928.
- Zhai Y F, Su Q, Wu W J, et al. Fast discrimination of varieties of transgene wheat based on biomimetic pattern recognition and near infrared spectra [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2010, 30(4): 924 – 928.
- [73] Feng X, Zhao Y, Zhang C, et al. Discrimination of transgenic maize kernel using NIR hyperspectral imaging and multivariate data analysis [J]. *Sensors*, 2017, 17(8): 1894.

[74] 林 萍,高明清,陈永明. 基于近红外光谱分析技术的转 Bt 基
因水稻种子及其亲本快速鉴别方法[J]. 江苏农业科学,2019,
47(13):72-75.
Lin P,Gao M Q,Chen Y M. Near-infrared spectroscopy analysis
technique for rapid identification of Bt transgenic rice seeds and
their parents[J]. Jiangsu Agricultural Sciences,2019,47(13):72-
75.

Application of hyperspectral imaging technology in crop seeds

PENG Xiaowei¹, ZHANG Aijun^{1,2}, WANG Nan³, ZHAO Li⁴

(1. College of Resources and Environment Science, Agricultural University of Hebei,
Baoding 071001, China; 2. Hebei Mountain Research Institute, Baoding 071000, China; 3. College of
Mechanical and Electrical Engineering, Agricultural University of Hebei, Baoding 071000, China;
4. College of Land and Resources, Agricultural University of Hebei, Baoding 071000, China)

Abstract: Crop seeds are the most basic and original means of production in the planting industry . The selection of high - quality seeds directly determines the economic and production benefits in the agricultural production process . Hyperspectral imaging technology emerged in the 1980s, which has the characteristics of non - destruction , rapid imaging and “integration of atlas”. Previous studies of crop seeds using hyperspectral imaging technology mainly focused on the variety identification , vigor detection , and seed quality of crop seeds. In this paper , based on the previous research , the authors summarize and refine the data processing models , which include such methods as partial least square method , Ada - Boost algorithm , limit learning machine (ELM) , random forest (RF) , support vector machine (SVM) , and artificial neural network (ANN). To sum up , the purpose of this paper is to provide the best spectral range , sample types , noise reduction methods , feature band extraction , model building and other aspects as the basis for various types of crop seed research , and to provide suggestions for future research direction .

Keywords: spectral imaging technology ; crop seeds ; characteristic band ; detection

(责任编辑: 陈 理)