

无人机光谱成像技术在大田中的应用研究进展

彭要奇¹, 肖颖欣², 郑永军³, 严海军⁴, 董玉红³, 李鑫星^{5*}

1. 中国农业大学工学院食品质量与安全北京实验室, 北京 100083
2. 中国农业大学土地科学与技术学院, 北京 100083
3. 中国农业大学工学院, 北京 100083
4. 中国农业大学水利与土木工程学院, 北京 100083
5. 中国农业大学信息与电气工程学院, 北京 100083

摘要 传统大田农作物生长环境监测的方法, 需要在环境恶劣的田间布设各种传感器, 铺设复杂电路, 通常会出现耗时费力、维护成本高、且或多或少的损坏到植株的问题。无人机光谱成像技术是一种融合了无人驾驶飞行器技术、空间遥感和图像实时传输等多种手段的快捷新型农田环境监测技术, 能够快速获取农田作物的即时光谱图像, 通过分析图像获取大田作物的生长信息, 这一技术的应用弥补了上述问题。首先对无人机光谱成像技术进行了概述, 介绍了无人机应用的优势。和传统卫星遥感监测平台相比, 无人机可以工作在较低的高度, 即 80~400 m, 能够抵消极端天气和云层影响, 实现快速、准确地获取高精度图像。目前, 国内外小型无人机的应用主要集中在灾害监测、自然资源监测、城市规划和植被监测等领域。由于其低成本、近实时图像采集等特点, 在精准农业的发展过程中, 无人机光谱图像的应用也愈加广泛。分析了常见光谱图像的特点和应用场景。全色图像由于分辨率高, 多用于数据融合; 多光谱及高光谱影像由于丰富的光谱信息, 与农作物的光谱特征结合, 可用于农作物的生物理化指标的检测、农业灾害预警、产量预测和精细分类制图等; 热红外图像可以获得农作物温度信息, 可用于监测田间旱灾。总结了无人机光谱图像技术在大田中的主要应用途径。目前利用无人机光谱图像技术对农作物进行监测的方法主要有: 利用光谱反射率构造植被指数或红边参数, 研究植被的反射特点, 构建农作物时间层面上与光谱特征对应的生长模型, 利用新兴数学方法与农作物生化参数结合建立模型进行反演。探讨了无人机光谱图像技术在大田的应用中尚且存在着的一些技术空白及难点, 以期能为无人机光谱成像技术在大田中的衍生应用发展提供参考。

关键词 无人机; 光谱成像技术; 大田; 研究进展

中图分类号: O657.3 **文献标识码:** R **DOI:** 10.3964/j.issn.1000-0593(2020)05-1356-06

引言

小麦、玉米和水稻种植广阔, 是餐桌上提供人们日常生活的主要粮食作物^[1-3]。作物在大田生长过程中, 田间环境因素直接作用于作物本身致使作物植株体产生变化。可以通过监测叶面积指数、植被覆盖度等参数来表现作物的表面结构, 评估作物的产量; 监测作物叶片的氮、水分、叶绿素等含量可用于反映作物的健康状况; 作物的长势主要根据生化参数进行判断^[4]。为了保证作物的产量和品质, 对反映田间作物生长状况的主要生理指标进行监测必不可少。

关于作物生理指标的监测方法, 传统方式通常是借助化学手段或依据经验观察进行分析, 手续繁琐、破坏植株、不适宜推广。而不同作物植被的生物物理参数(如植被覆盖度、含水量等)及生物化学参数(如氮素、叶绿素等)不同, 受到病虫害和旱涝灾害的程度不同, 在作物植被表层会呈现出颜色、病斑和纹理等明显的变化, 产生独特的光谱反射特性, 为利用光谱成像技术进行作物植被监测提供了实践依据^[5]。使用光谱成像技术对作物生理指标的监测, 省时高效, 节省人力。伴随着无人机技术的不断发展和转型, 其在农业领域的具有一系列的应用如对作物进行生长监测^[6]、病虫害监测^[7]、产量预测^[8]和精细分类^[9]等。相比传统的卫星遥感,

收稿日期: 2019-04-19, 修订日期: 2019-07-28

基金项目: 国家重点研发计划项目(2017YFD0201502)资助

作者简介: 彭要奇, 1992年生, 中国农业大学工学院博士研究生 e-mail: pengyaoqi@yeah.net

* 通讯联系人 e-mail: lxxcau@cau.edu.cn

使用无人机低空遥感更能适应小面积田块的监测,消除采集光谱图像时的云层干扰,能够获取更准确的数据^[10]。鉴于无人机和光谱成像这两种新兴技术的结合具有极大的优势和应用前景,本文对无人机光谱成像技术在大田中的应用研究进展进行了阐述。首先概述了无人机光谱成像技术,介绍了无人机在大田作物长势监测领域的优势;其次分析了常见光谱图像的特点和应用场景;然后总结了无人机光谱成像技术在大田中的主要应用途径;最后探讨了无人机光谱图像技术在大田的应用中尚且存在的一些技术空白及难点,以期为今后更好地推广该技术提供参考。

1 无人机光谱成像技术概述

1.1 原理

无人机光谱成像技术主要结合了无人飞行器、传感器、通信、GPS 定位、图像实时传输等前沿技术,遥感系统主要由飞行平台系统、传感系统、空基交互控制系统、数据处理系统、数据实时传输系统和地面后勤人员组成,如图 1^[11]。

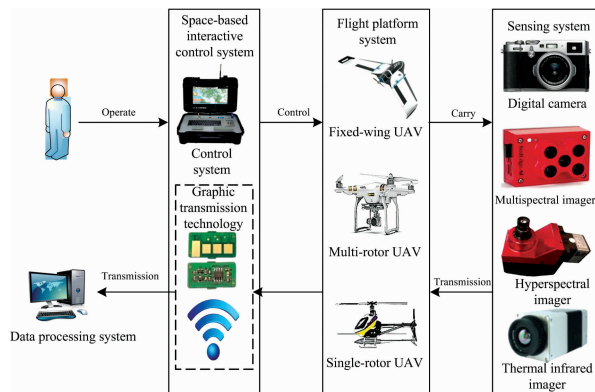


图 1 无人机光谱成像技术工作原理

Fig. 1 Working principle of unmanned aerial vehicle (UAV) spectral imaging technology

在大田进行监测作业时,由地面工作人员,通过控制系统对无人机飞行轨迹进行控制,根据田间作物的监测需求,可定制化在无人机上搭载用途各异的光谱成像仪对田间作物进行光谱图像采集,并利用配套软件提取图像的光谱特征进行分析,计算得出田间作物的生长指标,从而指导生产。

1.2 可采集光谱图像的特点

光谱成像技术是将成像与光谱测量相结合,获取地物的位置信息及随波长分布的光谱辐射信息的技术。常见的光谱图像可分为全色、多光谱、高光谱以及热红外图像。由于各类图像感知的波段范围、光谱分辨率、空间分辨率等有所不同,在大田中的应用也不尽相同。

姜仁荣等借助高分辨率的全色图像,融合水分分析和区域生长方法,用于监测荔枝单木和树冠,提取了荔枝林树冠信息^[12]。Bauriegel 等利用健康和镰刀菌感染的小麦植物的高光谱图像,采用主成分分析法确定了最适合区分感染镰刀菌蜘蛛的波长范围并在半实际条件下提出了分类方法^[13]。Bellvert 等利用葡萄园的热红外图像,分析了水分胁迫指数

与叶水势参数的关系,结果显示二者呈正相关关系^[14]。

虽然各类图像分辨率有差异,但并不意味着高分辨率图像就一定优于低分辨率图像,它们各有不同的适用场合。根据研究对象选择合适的光谱图像至关重要,全色图像常用于与多波段图像融合,能够在保留光谱信息完整的情况下,实现获取较高空间分辨率的复杂影像;多光谱图像数据处理较方便,但工作波段较少,高光谱图像的波段更加完整且连续但数据量较大;热红外图像的获取不受昼夜影响,可以识别地物状态信息,不受遮挡影响,但获取的图像空间分辨率低、光谱分辨率偏小以及图像信息细节不清晰的缺点。

1.3 优势

早期卫星遥感由于地球不同位置的曲率、地形、大气存在差异化,精度往往较低,图像处理较为复杂,且空间和分辨率难以兼顾。而以小型无人机搭载成像仪所形成的遥感系统,能很好地弥补传统遥感的缺陷。有研究比较了无人机、飞机、卫星三种遥感平台对葡萄园进行遥感监测的精度,结果表明,卫星低分辨率的影像不能显示葡萄园的内部差异,而无人机平台更有利于小区域的植被检测^[15]。

以无人机为平台的遥感技术具有很多优势并且得到了大量的应用。无人机遥感空间分辨率高,信息容量大。利用无人机遥感,可以获得较高精度的位置信息、高程信息,成像清晰,可应用于大比例尺度区域资源监测及地物识别等领域^[16]。更重要的是无人机可以实现低空、连续、经济成本小和低风险的数据采集。无人机可以实现云下低空飞行,监测区域更加灵活。实现连续、周期性的监测,并传输实时数据,降低作业成本。

2 无人机光谱成像技术在大田中的应用研究

2.1 作物长势及营养指标监测

在作物植株体生长发育必需的营养元素中,氮素含量的多少对作物的生长影响尤为明显,且与光谱特征的相关性较强。Schirrmann 等应用无人机 RGB 图像研究了小麦冠层的生物物理指标,包括植物高度、叶面积指数和氮素含量等,并利用主成分分析法建立各指标含量与光谱指数间的回归模型,表明了应用 RGB 图像监测氮元素含量较其他指标更为合理^[17]。Zaman-Allah 等利用无人机平台采集玉米多光谱图像,计算出低氮胁迫条件下的归一化植被指数 (NDVI),并评估了低氮胁迫下的作物营养状况^[18]。

作物的叶绿素含量和叶面积指数 (leaf area index, LAI) 与作物生长过程中植株体包含的部分营养元素的含量及生物量具有一定的相关性,二者均可作为评价作物长势的依据。Bendig 等结合大麦的无人机高光谱图像及 RGB 图像,选定植被指数 (vegetation index specialization, VIS) 和植物高度信息估算植株生物量,结果显示归一化比率指数与干物质质量具有强相关性,并建立了植物高度模型对生物量进行估计^[19]。Willkomm 等利用无人机高光谱遥感影像对水稻不同的物候期进行检测,与田间测定的 LAI 等参数进行相关性分析,并构建了作物生长模型,结果显示该模型中的株高与 LAI 的相关性达到了 $R^2 = 0.8$ ^[20]。

2.2 田间灾害监测

大田中的灾害主要有病虫害和旱涝灾害。各类灾害都会使作物的光谱特征发生变化,利用无人机光谱成像技术对大田生长信息进行检测,可以较为准确地确定病害类别、位置及程度,有效地减少损失,为精准农药喷洒提供了依据。Rocio 等获取橄榄树种植区的高分辨率的热红外图像及高光谱图像,采用线性判别分析和支持向量机分类方法对大丽花病害进行了监测预警,结果显示在初始阶段,LDA 对该病害的监测精度较高^[21]。Rumpf 等获取甜菜的高光谱数据,基于支持向量机并结合植被指数的方法,提出了甜菜病害早期的鉴别方法,能够区分出真菌病、叶锈病和白粉病,对健康甜菜叶及病叶的分类精度达到 97%^[22]。

长期以来,已知作物冠层温度和气孔导度是分析作物水分胁迫的主要指标,而地表温度及植被指数往往用于指示农作物旱涝情况^[23]。Santesteban 等利用无人机搭载热成像仪获取葡萄的高分辨率热图像,将得到的水分胁迫指数(CW-SI)与气孔导度(Gs)及茎水势(Ψ_s)进行比较,使用空间建模的方法,表明了 CWSI 与二者强相关,为定量监测葡萄水分胁迫状况的研究提供了依据^[24]。杨文攀等利用无人机搭载热红外成像仪和数码相机获取拔节期玉米的冠层温度,并与测温仪测量结果比较,结果表明二者具有高度一致性^[25]。

2.3 作物产量预测

对粮食产量进行估测,及时准确地掌握各地粮食生产状况,对于国家粮食生产宏观调控有着重要的意义。传统的估产方式一般采用人工区域调查法,工作量大且成本较高,对于部分农作物的估产精度较低。利用无人机光谱成像技术进行作物估产,突破了传统方法的局限。龚龔等以油菜冠层为研究对象,分析了不同地面端元的组成对影像光谱反射率的影响,提出了基于混合像元分析法的估产模型,发现了油菜开花期及荚果期影像丰度数据和油菜产量具有一定的相关性^[26]。Zhao 等利用大豆的无人机高光谱数据构建了偏最小二乘回归模型用于预测产量,精度高达 0.811 7,验证了该技

术在大豆估产上的可行性^[27]。

2.4 精细分类

对农作物进行精细分类是精准农业中的重要部分,也是对农作物的种植面积量算、种类统计的基础^[28]。除此之外,对于农民和自动化的农业机械来说,田间杂草的种类和分布信息十分重要,而无人机遥感提供了基于单株作物对农场进行监控的可能,减少了除草剂的使用^[29]。田振坤等利用无人机获取了冬小麦的高分辨率数码影像,基于冬小麦光谱特征及 NDVI 的变化,提出了一种农作物分类模型,结果表明自动分类及最大似然分类法精度较高,适用性较强^[30]。Torres-Sánchez 等利用无人机获取超高分辨率的可见光光谱影像,对麦田进行精确拼接绘图,准确的区分了作物和杂草,为在大田中的植被区分提供依据^[31]。

3 光谱图像建模方法研究

根据植被的光谱特征,目前基于光谱图像数据建模的研究方向主要有三类:植物的“红边”效应、植被指数及作物生长模型的构建。

由于植物体内叶绿素的影响,植被的光谱曲线在红光区过渡至近红外区斜率十分陡峭,即为“红边”。“红边”的位置、斜率等特征可以体现出植被的颜色、覆盖度和健康程度^[32]。当苗期大田作物叶片中叶绿素含量处于较高值时,反映出的“红边”光谱特征会向波长更大的方向偏移,反之会向波长更小的方向移动。当植被覆盖率增大时,“红边”会明显变陡峭,即对应的一阶微分值变大。为了更好地反映“红边”特征,研究者定义了多种红边参数。如对红边进行一阶微分、二阶微分、三点构成红边面积等^[33]。而植被指数是根据植物的光谱特性,将其特征波段的值进行组合形成的指数,可以消除部分背景或大气误差,更能反映出植被的生长状况^[34]。由于各波段对作物各种指标的反映不同,研究者已提出四十多种植被指数,其中,归一化差异植被指数(NDVI)

表 1 常见光谱图像建模方法

Table 1 Common modeling methods for spectral images

研究要素	作物生育期	波段或光谱指数	模型方法	模型精度	文献
全氮含量	水稻拔节期	RSI(D_{738} , D_{522})	线性回归模型	$R^2=0.76$	[35]
	水稻抽穗期	REDVI	回归模型	$R^2=0.87$	[36]
作物含水量	生菜发棵期	AE ₉₆₀ , AE ₁₂₀₂ ,	PLS-ANN	MBE%=9.323	
	小麦拔节期	SAVI	回归模型	0.02<RMSE<0.3	[37]
植被覆盖率	玉米	NDRE	回归模型	$R^2=0.774$	[38]
	番茄	可见-近红外波段	SVM	识别率为 92.45%	
产量预测	棉花	NDVI, OSAVI	回归模型	$R^2=0.796$	
精细分类	蚕豆	可见-近红外波段	ANN	准确度为 95.05%	[39]

注:RSI 为两波段光谱反射率的比值;REDVI 为红边差异植被指数;AE 表示该波段灰度均值;PLS-ANN 为人工神经网络结合偏最小二乘法;MBE 为相对平均误差;SAVI 为土壤调节植被指数;NDRE 为归一化差值红边指数;SVM 为支持向量机;NDVI 为归一化植被指数;OSAVI 为优化土壤调节植被指数;ANN 为人工神经网络

Note:RSI is the ratio of spectral reflectance of two bands;REDVI is the red-edge difference vegetation index;AE is the gray-level mean;PLS-ANN is the combination bias of artificial neural network;MBE: relative average error;SAVI is the soil regulation vegetation index;NDRE is the normalized difference red edge index;SVM is the support vector machine;NDVI is the normalized vegetation index;OSAVI is the optimized soil regulation vegetation index;ANN is the artificial neural network

是目前使用最为广泛的植被指数之一。表1综合分析了光谱图像的建模方法和达到的模型精度情况。

作物生长模型同样是进行农作物监测的有效手段,相比于植被指数及红边参数,适用范围更广且精度更高,但难度较大。构建作物生长模型与遥感观测的同化系统是目前大田作物监测领域的热点^[40]。目前生长模型大致分为两类:经验统计模型及基于过程的作物生长模拟模型。经验统计模型使用回归分析等方法将区域作物产量与气候变量联系起来。这类模型无法估计水消耗,并且大多数只是局部校准的,扩大到更大的区域几乎不可能。第二类模型是基于环境变量与植物生理过程(例如光合作用和呼吸作用)之间的相互作用来模拟作物的生理发育,生长和产量,可用于空间和时间上的预测。

4 总结及展望

无人机光谱成像技术结合无人机技术、光谱成像技术的优势,为精准农业的发展提供了有力的技术支持,在大田中为作物长势及病害分析、作物产量预测、作物精细分类等提供了高分辨率、高精度的信息,弥补了航天遥感的不足,极具发展潜力,但仍存在着一些技术空白及难点:

(1)在无人机方面,作为遥感平台,需要具备轻便、稳定、灵活、航时长等特点。主要体现在机身材料的选择及结构的设计。为了大范围应用,无人机的外壳材料应自重轻、耐腐蚀、韧性高、价格适中,而其结构应坚固、安全。目前,复合材料的研发、大容量的电池或特殊燃料的使用、大展弦比柔性机翼的制造是提高无人机性能的关键。

(2)在光谱成像技术方面,数据采集、处理过程中的一些问题尚未解决。由于大田中复杂的环境,以及众多因素对地物反射率的影响;在获取作物光谱图像时,由于叶面积、叶片分布、太阳入射光的角度、仪器观测的角度等的影响,可能会导致异物同谱、同物易谱等现象。

(3)在数据处理及分析的过程中,首先,对于图像的处理,方法通常无法统一,必然会对反演精度造成影响。其次,虽然目前多光谱、高光谱技术已较为成熟,但随之而来的是大量的数据,对于特征波段的选择也较为困难。而对于不同的作物、不同的生长时期、不同的生长条件,适用的特征波段可能会有所不同。即使用多个波段组合的方式减小误差、体现作物生长特点,但研究者所使用的指数难以统一,导致模型缺乏可靠性和普适性,且模型的建立过程复杂,技术要求高,需要研究者具有丰富的农业知识和建模经验。

References

- [1] LIU Zhao-hui, WU Xiao-bin, TAN De-shui, et al(刘兆辉, 吴小宾, 谭德水, 等). *Scientia Agricultura Sinica(中国农业科学)*, 2018, 51(20): 3827.
- [2] Bai H, Tao F. *Field Crops Research*, 2017, 211: 89.
- [3] Rehman A, Luan J. *Cogent Economics & Finance*, 2017, 5(1): 1323372.
- [4] Farissi M, Faghire M, Bargaz A, et al. *Journal of Agricultural Science & Technology*, 2014, 16(2): 301.
- [5] SUN Gang, HUANG Wen-jiang, CHEN Peng-fei, et al(孙刚, 黄文江, 陈鹏飞, 等). *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery(农业机械学报)*, 2018, (3): 1.
- [6] PEI Hao-jie, FENG Hai-kuan, LI Chang-chun, et al(裴浩杰, 冯海宽, 李长春, 等). *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(农业工程学报)*, 2017, 33(20): 74.
- [7] Ballesteros R, Ortega J F, Hernandez D, et al. *Precision Agriculture*, 2018, 19(2): 1.
- [8] YANG Gui-jun, LI Chang-chun, YU Hai-yang, et al(杨贵军, 李长春, 于海洋, 等). *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(农业工程学报)*, 2015, 31(21): 184.
- [9] Nhamo L, Dijk R V, Magidi J, et al. *Remote Sensing*, 2018, 10(5): 712.
- [10] ZHANG Fei, JING Zhi-xian, JI Bao-yu, et al(张飞, 景志贤, 纪宝玉, 等). *China Journal of Chinese Materia Medica(中国中药杂志)*, 2019, (19): 4095.
- [11] LI De-ren, LI Ming(李德仁, 李明). *Geomatics and Information Science of Wuhan University(武汉大学学报·信息科学版)*, 2014, (5): 505.
- [12] JIANG Ren-rong, WANG Chun-yan, SHEN Li-qiang, et al(姜仁荣, 汪春燕, 沈利强, 等). *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery(农业机械学报)*, 2016, (9): 17.
- [13] Bauriegel E, Giebel A, Geyer M, et al. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2011, 75(2): 304.
- [14] Bellvert J, Zarco-Tejada P J, Girona J, et al. *Precision Agriculture*, 2014, 15(4): 361.
- [15] Matese A, Toscano P, Di Gennaro S, et al. *Remote Sensing*, 2015, 7(3): 2971.
- [16] Nex F, Remondino F. *Applied Geomatics*, 2014, 6(1): 1.
- [17] Schirrmann M, Giebel A, Gleiniger F, et al. *Remote Sensing*, 2016, 8(9): 706.
- [18] Zaman-Allah M, Vergara O, Araus J L, et al. *Plant Methods*, 2015, 11(1): 35.
- [19] Bendig J, Kang Y, Aasen H, et al. *International Journal of Applied Earth Observation & Geoinformation*, 2015, 39: 79.
- [20] Willkomm M, Bolten A, Bareth G. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2016. 41.

- [21] Calderón R, Navas J, Pablo Z T. *Remote Sensing*, 2015, 7(5): 5584.
- [22] Rumpf T, Mahlein A K, Steiner U, et al. *Computers & Electronics in Agriculture*, 2010, 74(1): 91.
- [23] Shiratsuchi L, Ferguson R, Shanahan J, et al. *Agronomy Journal*, 2011, 103(6): 1815.
- [24] Santesteban L G, Gennaro S F D, Herrero-Langreo A, et al. *Agricultural Water Management*, 2017, 183: 49.
- [25] YANG Wen-pan, LI Chang-chun, YANG Hao, et al(杨文攀, 李长春, 杨浩, 等). *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(农业工程学报)*, 2018, (17): 68.
- [26] GONG Yan, XIAO Jie, HOU Jin-yu, et al(龚龔, 肖洁, 候金雨, 等). *Journal of Geomatics(测绘地理信息)*, 2017, (6): 40.
- [27] ZHAO Xiao-qing, YANG Gui-jun, LIU Jian-gang, et al(赵晓庆, 杨贵军, 刘建刚, 等). *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(农业工程学报)*, 2017, 33(1): 110.
- [28] Kaivosoja J, Pesonen L, Kleemola J, et al. *Proc SPIE*, 2013, 8887(4): 521.
- [29] Madrid R C, Navas-Cortés J A, Zarco-Tejada P J. *Remote Sensing*, 2015, 7(5): 5584.
- [30] TIAN Zhen-kun, FU Ying-ying, LIU Su-hong, et al(田振坤, 傅莹莹, 刘素红, 等). *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(农业工程学报)*, 2013, 29(7): 109.
- [31] Torres-Sánchez J, Peña J M, Castro A I D, et al. *Computers & Electronics in Agriculture*, 2014, 103(2): 104.
- [32] Delegido J, Verrelst J, Meza C M, et al. *European Journal of Agronomy*, 2013, 46(46): 42.
- [33] Cho M A, Debba Pravesh, Mutanga O, et al. *International Journal of Applied Earth Observations & Geoinformation*, 2012, 16(16): 85.
- [34] Saberioon M, Soom M A M, Gholizadeh A, et al. *Applied Engineering in Agriculture*, 2014, 30(4): 657.
- [35] QIN Zhan-fei, CHANG Qing-rui, XIE Bao-ni, et al(秦占飞, 常庆瑞, 谢宝妮, 等). *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(农业工程学报)*, 2016, 32(23): 77.
- [36] Sayran Waley, GE Dao-kuo, CAO Hong-xin, et al(沙依然·外力, 葛道阔, 曹宏鑫, 等). *Chinese Journal of Agrometeorology(中国农业气象)*, 2014, 35(5): 586.
- [37] LI Bing, LIU Rong-yuan, LIU Su-hong, et al(李冰, 刘榕源, 刘素红, 等). *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(农业工程学报)*, 2012, 28(13): 160.
- [38] Milas A S, Romanko M, Reil P, et al. *International Journal of Remote Sensing*, 2018, (3): 1.
- [39] XIA Ji-an, YANG Yu-wang, CAO Hong-xin, et al(夏吉安, 杨余旺, 曹宏鑫, 等). *Spectroscopy and Spectral Analysis(光谱学与光谱分析)*, 2018, 38(3): 756.
- [40] LIU Feng, LI Cun-jun, DONG Ying-ying, et al(刘峰, 李存军, 董莹莹, 等). *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(农业工程学报)*, 2011, 27(10): 101.

Research Progress in the Application of UAV Spectral Imaging Technology in Field

PENG Yao-qi¹, XIAO Ying-xin², ZHENG Yong-jun³, YAN Hai-jun⁴, DONG Yu-hong³, LI Xin-xing^{5*}

1. Beijing Laboratory of Food Quality and Safety, College of Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China

2. College of Land Science and Technology, China Agricultural University, Beijing 100083, China

3. College of Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China

4. College of Water Resources and Civil Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China

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

Abstract Traditional methods of crop monitoring in the field need to lay various sensors and complex circuits in the field with a bad environment. Usually, the problems of time-consuming, labor-consuming, high maintenance cost and more or less damage to plants arise. Unmanned aerial vehicle (UAV) spectral imaging technology is a new and fast technology for monitoring farmland environment, which combines an unmanned aerial vehicle (UAV), remote sensing sensors, real-time image transmission and other means. It can quickly obtain real-time spectral images of farmland crops. Usually, it can analyze images to obtain the growth information of farmland crops. The application of this technology catches up with the above problems. Firstly, the spectrum imaging technology of UAV is summarized, and the advantages of UAV application are introduced. Compared with traditional satellite remote sensing monitoring platform, UAV can work at a lower altitude, i. e. 80~400 m. It can resist the disadvantage of adverse weather and clouds, and achieve fast and accurate acquisition of high-precision images. At present, the application of small UAVs at home and abroad mainly focuses on disaster monitoring, natural resources monitoring, urban planning and vegetation monitoring. In addition, due to its low cost, near real-time image acquisition and other characteristics, in the development of precision agriculture, unmanned aerial vehicle (UAV) spectral images are more commonly used. Secondly, the

characteristics and application scenarios of common spectral images are analyzed. Panchromatic images are mostly used for data fusion because of their high resolution; multispectral and hyperspectral images are combined with spectral characteristics of crops due to their abundant spectral information, which can be used for the detection of biological and chemical indicators of crops, early warning of agricultural disasters, yield prediction and fine classification mapping; and thermal infrared images can be used for monitoring field drought because they can obtain crop temperature information. Then the main application ways of UAV spectral image technology in the field are summarized. At present, the main methods of monitoring crops using UAV spectral image technology are: using spectral reflectance to construct vegetation index or red edge parameters, or studying the reflection characteristics of vegetation, constructing crop growth model, using multiple linear regression, partial least squares method, in-depth learning and other biochemical parameters of crops to establish a model for inversion. Finally, shortcomings of UAV spectral imaging technology in the field application are discussed, and the future development prospects of this new technology have prospected, in order to provide a reference for the derivative application of UAV spectral imaging technology in the field.

Keywords Unmanned aerial vehicle; Spectral imaging technology; Field; Research progress

(Received Apr. 19, 2019; accepted Jul. 28, 2019)

* Corresponding author