

DOI: 10.11766/trxb201811190508

无人机遥感在农田信息监测中的应用进展*

纪景纯^{1, 2} 赵原³ 邹晓娟¹ 宣可凡^{1, 2} 王伟鹏³ 刘建立^{1†} 李晓鹏^{2†}

(1 中国科学院南京土壤研究所, 南京 210008)

(2 中国科学院大学, 北京 100049)

(3 山西大学环境与资源学院, 太原 030006)

摘要 快速实时地掌握农田信息是实施精准农作的基础。以无人机为平台的低空遥感探测技术, 具有空间分辨率高、时效性强和成本低等特点, 可填补地面监测和高空遥感间的测量尺度空缺, 因此在农田信息精准监测领域具有广泛的应用前景。近年来, 随着无人机飞行平台稳定性增强、操作难度降低, 机载遥感设备的轻量化和多样化, 以及遥感数据处理技术的进步, 无人机遥感在农田信息监测领域得到了快速发展。本文对国内外相关研究成果进行了总结, 对常用遥感技术类型和数据处理方法以及具体应用方向和实施效果进行了综述, 并提出了当前存在的突出问题和未来的发展方向, 以期为推动无人机遥感在农田信息监测和精准农业中更广泛的应用提供依据。

关键词 低空遥感; 无人机; 农田信息监测; 作物估产; 生长诊断

中图分类号 S17; P237 **文献标识码** A

实施精准农作的前提是实时、准确获取农田信息和作物生长动态^[1-2]。无人机遥感(UAV-based remote sensing)是一种基于无人机组载遥感传感器, 综合应用无人驾驶飞行、遥感、遥测遥控和空间定位等技术来获取空间信息的技术方法^[3]。在精准农业领域, 无人机遥感可用于监测作物生长参数, 如: 植被覆盖度、叶面积指数、株高以及这些参数与产量间的相关性; 在辅助农作物决策方面, 无人机遥感可用于诊断作物营养状况和田间墒情信息, 对于病虫害的监控也有较高的准确性; 此外, 无人机遥感还可快速获取农田空间位置信息, 划分土地利用类型、定位农田边界和基础设施、量算种植面积等的精度远高于传统测量方法^[4-5]。

与高空遥感相比, 无人机遥感具有空间分辨率高、应用成本低、时效性强、可重复使用等特

点; 与传统的田间定位监测相比, 无人机遥感具有信息采集快捷、空间覆盖率高等特点。尤其是其监测范围覆盖了精准农业所关心的田块尺度, 且可方便地获取不同阶段的作物和土壤信息, 在农田信息监测领域有着传统点位监测、航空和卫星遥感无法比拟的优势^[6], 得到越来越广泛的研究和应用。

1 无人机飞行平台与遥感测量技术

无人机遥感以无人驾驶飞机为探测平台, 利用搭载的各种任务负荷(通常是成像光谱仪等非接触式监测设备)获取有关农田和作物的遥感数字信息, 通过对数据的后期处理、挖掘和建模, 来获取农作物长势、农田环境等信息。

* 国家重点研发计划项目(2016YFD0300601), 中国科学院南京土壤研究所“一三五”计划和领域前沿项目(ISSASIP1661)资助 Supported by the National Key R&D Program of China (No. 2016YFD0300601), 135 Plan and Innovation Program of ISSCAS (No. ISSASIP1661)

† 通讯作者 Corresponding author, E-mail: jlliu@issas.ac.cn; lixp@issas.ac.cn

作者简介: 纪景纯(1993—), 女, 博士研究生, 主要从事无人机遥感监测农田养分情况研究。E-mail: jcji@issas.ac.cn

收稿日期: 2018-11-19; 收到修改稿日期: 2019-02-25; 优先数字出版日期(www.cnki.net): 2019-03-13

1.1 无人机飞行平台

在农田信息监测领域,人们关注的重点是监测范围、空间分辨率和测量精度等^[7-8]。无人机的机型、载重量、航行高度、续航时间、飞行稳定性、航线规划算法等均对探测效果有重要影响。目前常用的无人机可分为固定翼、单旋翼和多旋翼无人机等机型^[9]。固定翼无人机飞行速度快、续航时间长、载荷较大,但飞行速度难以调节且需要较大的起飞着陆场,在作物生长密集的农田常无法提供足够的起降场地;单旋翼无人机稳定性较差,会干扰传感器检测精度,已逐步被多旋翼机型替代;多旋翼无人机的航速姿态可调、飞行稳定、能够定点悬停,适合获取多重复、定点、多尺度、高分辨率的植被信息,因而在农田信息监测中应用最为广泛^[10]。为了保障探测精度和空间范围,在无人机起飞前需要进行合理的航线规划。传统的无人机航线规划优化算法主要包括动态规划法、导数相关法、最优控制法、最速下降法、泰森多边形法(Voronoi);现代智能算法主要包括遗传算法、人工神经网络、蚁群算法、粒子群算法等。蚁群算法在解决复杂航线规划方面效果良好,但收敛效率低且容易陷入局部最优问题,目前的研究多采用改进遗传算法^[11-12]。

1.2 机载传感器与测量技术

无人机遥感传感器种类繁多,感知原理和获取数据类型也各不相同。农田信息监测领域的传感技术大体可分为成像光谱和空间构型测量两大类。

成像光谱技术的原理是不同波段的光波作用于样本会产生不同的光谱特征,由此可反映作物的生理生化指标,多用于农田作物覆盖区的识别、叶片色素、养分含量等生物化学指标的预测建模^[13-15]。成像光谱的感光方式有棱镜/光栅色散型、干涉型、滤光片型和计算机层析型等,感知光谱波段包括可见光、可见-近红外(380~2 500 nm)和热红外波段(2.5~14 μm)。根据输出波段数量与连续性不同,成像光谱又可分为高光谱和多光谱^[13, 16-18]。目前的研究中,普遍采用高清数码相机获取的农田正射影像、多光谱相机获取的多波段反射率、高光谱仪获取的连续光谱反射率、热红外传感器获取的田间温度信息。

空间构型测量技术获取的是高精度的农田空间位置信息,常用于识别农田表面的三维构型及其特

征,并以此来诊断作物株高、叶面积指数、地上部生物量等生物物理指标^[19-21]。根据测量方式和技术差异,又可分为基于激光直接测量的激光探测与测量(Light Detection and Ranging, LiDAR)和基于可见光摄影测量的基于运动的结构(Structure from Motion, SfM)方法。机载LiDAR主动发射脉冲,遇到作物或地表后反射回波,通过时间差计算距离,结合惯性系统(Inertial Navigation System, INS)确定的飞机姿态和全球定位系统(Globe Positioning System, GPS)得到飞机位置,解算农田各处的三维空间坐标^[22]。SfM方法以农田遥感影像为数据源,基于像对间的特征匹配,通过迭代光束平差过程(Iterative Bundle Adjustment Procedure)求解相机方位及场景几何形态,再通过引入地面控制点坐标(Ground Control Point, GCP)进行矩阵变换将农田空间点云转入现实世界坐标系^[23-24]。

2 无人机遥感数据处理与建模方法

成像光谱与空间构型数据在处理流程、建模方法和结果应用上均不相同,前者以提取特征信息建立参数反演模型为目的,后者则能够建立测区三维空间结构模型。成像光谱数据中的高光谱获取的是不限波段范围的窄间隔连续光谱数据,因此数据量大,波段提取和信息压缩是高光谱数据处理的首要任务。热红外获取的是2.5~14 μm波段的数据,包括连续和非连续的数据。由于该波段与温度关系密切,数据处理也以提取温度信息为主要目标。空间构型数据中,SfM方法基于可见光摄影测量,解算后的数据是带有色彩信息的三维空间坐标,基于激光直接测量的LiDAR技术获取的则仅有空间位置信息。

2.1 成像光谱数据处理与建模

成像光谱技术中使用可见光成像和多光谱数据的通常直接选取特征波段或计算植被指数,将主成分提取后的光谱特征信息与作物的各项生理生化指标建立反演模型。

高光谱因为波段密集,数据量大,需要先选择与农田信息密切相关的特征波段。信息量、投影、相似度计算及小波分解法均可作为特征波段选择的依据^[25]。基于信息量的波段选择,可将高光谱影像灰度值(Digital Number, DN)的标准差,可

以看作最简单的信息量度量^[26]，信息熵，波段熵值高则信息量丰富；基于投影的选择包括主成分分析法、独立成分分析法等，以压缩波段，降低维数为目的；相似度计算中波段的空自相关程度高则包含的信息量大而相关程度高的波段间存在信息冗余；小波分解法目前已有许多小波基可供选择（双正交样条、Harar、Daubechies、高斯、Symlet、Meyer、Colilet小波等），选择某一小波基后，即可对一维或二维信号进行离散或连续的小波变换^[25]。

提取出特征波段后的高光谱数据处理过程与可见光成像和多光谱类似，可直接计算波段反射率，或计算各项植被指数后，采用一元回归和多元回归等方法建立其与作物生长参量间的线性、对数、二次、幂函数等模型；也可根据如植被光学辐射传输等模型，通过全局敏感性分析法（Sobol法、二叉树遍历法、GLUE法、FAST法）评价非线性模型中作物目标生长参数对于光谱信息的影响及相应的敏感波段，通过查找表法、数值优化法、人工神经网络等方法反演作物生长信息；或者基于机器学习（基于神经网络、高斯过程回归、核岭回归、随机森林等）对农田信息反演建模^[25]。

热红外波段反演地温的方法主要有单窗算法、劈窗算法、多通道和多角度算法。单窗算法利用一个热红外波段反演地表温度，劈窗算法利用相邻两个热红外波段，是目前最为成熟的反演算法。研究者对热温数据分析处理通常使用相对热温指数，包括目标器官或组织之间的热温差或热温比值，目标区域监测员手指之间的指温差指数和指温比指数增加不同热像中热温数据的可比性^[27]。如林业中常用的边心温比就是伐桩横截面的边材与心材热温比值。由于红外辐射的衍射效应较可见光强，所以图像对比度较弱，边缘模糊，目标区域分割边缘提取是一项难点。目前图像边缘检测一般利用图像边缘的一阶和二阶导数信息，例如：梯度法，模板算子法等，被广泛使用的模板算子有Sobel算子、Prewitt算子和Laplacain算子等^[28]。

2.2 空间构型数据处理与建模

SfM方法首先要对原始图像进行无畸变处理，校正由相机镜头引起的失真，获取无畸变图像序列^[29]，相对定向过程选择匹配特征点多且居于飞行区域中央的两张影像作为初始像对，通过特征匹

配、前后方交会解算初始像对两幅影像的相机参数及同名坐标点初始值，再利用光束法平差优化结果；添加新影像，利用已求得的三维点坐标，及影像间的匹配特征点，空间后方交会估算新添加影像的相机参数、对应特征点坐标，再次平差优化直到完成所有影像的添加；最终完成由农田航拍影像到三维点云的构建^[30]。此过程生成的点云是离散的，利用点云内插方法得到数字高程模型（Digital Elevation Model, DEM）后能覆盖整个测区^[31]。

LiDAR数据处理的首要工作是去除和平滑由于系统误差、目标物表面过亮或偶然因素导致的噪声点。随后，修复点云漏洞及缺失部分，在完整的点云基础上完成农田精细建模^[32]。

3 无人机遥感在农田信息监测中的应用

无人机可搭载的遥感传感器多种多样，可以获得多维度、高精度的农田信息，实现多类农田信息的动态监测。这些信息主要包括作物空间分布信息（农田定位、作物种类识别、面积估算及变化动态监测、田间基础设施提取）、作物生长信息（作物表型参数、营养指标、产量），以及作物生长胁迫因子（田间墒情、病虫害）动态等。

3.1 农田空间信息

农田空间位置信息包括田块的地理坐标及通过目视判别或机器识别得到的作物分类。通过地理坐标识别出田块边界还可以实现种植面积的估算。传统的方法通过以地形图作为底图进行数字化开展区域规划和面积测算，时效性差，边界位置与实际情况差异巨大且缺乏直观性，不利于精准农业的实施。无人机遥感可以实时获取全面的农田空间位置信息，具有传统方法无可比拟的优势。高清数码相机的航拍影像即可实现农田基本空间信息的识别和判定，如自由路等^[8]在上海将凤农场仅以数码相机即实现了作物种类的识别和地块面积的量算。空间构型技术的发展提高了农田位置信息研究的精度与深度，在引入高程信息的同时提升了空间分辨率，可实现更精细的农田空间信息监测。如张宏鸣等^[33]将无人机DEM数据用于农田灌溉渠系的提取，渠系提取的完整度达85.61%。

3.2 作物生长信息

作物生长状况可以通过表型参数、营养指标以

及产量等信息来表征。表型参数包括植被覆盖度、叶面积指数、生物量、株高等。这些参数相互关联、共同表征了作物的长势情况,与最终产量直接相关。在农田信息监测研究中占有主导地位,已经开展的研究相对较多。

3.2.1 作物表型参数 叶面积指数 (Leaf Area Index, LAI) 是指单位地表面积上单面绿叶面积的总和^[34],可较好地表征作物对光能的吸收利用,与作物的物质积累和最终产量关系密切。叶面积指数是目前无人机遥感监测的主要作物生长参数之一。以多光谱数据计算植被指数(比值植被指数、归一化植被指数、土壤调节植被指数、差值植被指数等)与地面实测数据建立回归模型是反演表型参数较为成熟的方法。高林等^[35]通过对多个生育期、多种植被指数和不同模型比较,选择鼓粒期(大豆主茎最上部4个具有充分生长叶片着生的节中,任何一个节位上豆荚内绿色种子充满荚皮的时期)归一化差分植被指数(Normalized Difference Vegetation Index, NDVI)的线性回归模型反演大豆LAI,决定系数 $R^2=0.829$,均方根误差 $RMSE=0.301$,估测精度 $E_A=85.4\%$ 。也有利用可见光图像估测LAI的研究,如高林等^[36]构建了基于可见光大气阻抗植被指数(Visible Atmospherically Resistant Index, VARI)原理的数字图像特征参数(UAV-based $VARI_{RGB}$)的指数模型, R^2 也达到0.71。高光谱的高分辨率优势为研究者提供了更丰富和连续的数据。随着高光谱传感器的推广和高阶数据处理方法的发展,应用高光谱估算LAI的研究逐渐增多。已有研究证实,便携式地物光谱仪(Aalytica Spectra Devices, ASD)获取的地面高光谱比值植被指数(Ratio Vegetation Index, RVI)对数模型的LAI预测能力优于无人机多光谱的NDVI线性模型^[37]; Cubert UHD 185-Firefly (UHD185)是新型的无人机载高光谱传感器,研究者通过对冬小麦孕穗、开花、灌浆期的UHD185高光谱影像与冠层ASD反射率的比较发现,其在第3波段~第96波段(458~830nm)具有较好的光谱质量。采用偏最小二乘回归法(Partial Least Squares Regression, PLSR)与红边参数结合估算叶面积指数,独立验证 $R^2=0.757$, $RMSE=0.732$;交叉验证 $R^2=0.755$, $RMSE=0.762$ ^[38]。田明璐等^[39]针对传统固定波段植被指

数存在的波段范围问题,通过动态搜索植被指数,将波段范围内的反射率极值定义为极值植被指数,提高了棉花LAI的估测精度(验证 R^2 最大提高了0.11)。

作物生长后期地上部生物量与产量和品质的关系均很密切^[40-41]。目前农业上用无人机遥感进行生物量估测仍多使用多光谱数据,提取光谱参数、计算植被指数进行建模;空间构型技术在生物量的估算方面有一定优势,如王东亮^[42]以呼伦贝尔草地为研究对象,提出基于无人机LiDAR技术的草层高和盖度提取方法,并用这两项参数反演了地上生物量($R^2=0.784$, $RMSE=108.9\text{ g}\cdot\text{m}^{-2}$)。该研究还探讨了无人机飞行高度对草层高度和盖度提取结果的影响,并应用镶嵌算法提升了图像拼接的效率和效果,对于农田作物生物量的估算具有参考意义。Bendig等^[43]利用SfM算法获取作物表面模型(Crop Surface Models, CSM)提取作物冠层高度,结合3种可见光区植被指数来估算大麦生物量,发现该方法在抽穗前期可靠,但生长后期预测效果不佳。可见生育期对于建模参数的选择有很大影响。陆国政等^[44]在对大豆生物量的反演过程中,采取了分段建模的方式。在开花结荚期以 $NDVI_{705}$ 和优化土壤调节植被指数(Optimization of Soil Adjusted Vegetation Index, OSAVI),红边位置辅以株高为自变量通过最小二乘法建立多元线性回归模型,独立验证 $R^2=0.727$, $RMSE$ 为0.145;交叉验证 R^2 为0.714, $RMSE$ 为0.393;在生长后期(即鼓粒成熟期),由于株高稳定、对生物量影响小,不再作为建模参数,以4种高光谱植被指数建立的生物量回归模型,独立验证 R^2 为0.698, $RMSE$ 为0.238;交叉验证 R^2 为0.697, $RMSE$ 为0.386。

3.2.2 作物营养指标 传统的作物营养状态监测需要通过田间取样、室内化学分析,以诊断营养物质或指标(叶绿素、氮素等)的含量,而无人机遥感则依据不同物质具有特异的光谱反射吸收特征进行诊断。叶绿素的监测依据是其在可见光波段有两个强吸收区,即640~663 nm的红光部分和430~460 nm的蓝紫光部分,而在550 nm处吸收很弱^[45]。作物缺素时,叶片颜色、纹理特征均会变化,发掘不同缺素情况对应的颜色和纹理的统计特征及相关特性是营养监测的关键^[46]。与生长参数

监测类似，特征波段、植被指数和预测模型的选择依旧是研究的主要内容。肖宇钊^[47]对多光谱植被指数、纹理特征建立不同叶绿素的相对含量值(Soil and Plant Analyzer Development, SPAD)预测模型，比较得出纹理特征易受成像质量影响，稳定性差于优选植被指数；该研究还发现延后采集时间、增加采集高度、降低飞行速度均能提高模型预测精度。在高值经济作物研究中，Arai等^[48]利用无人机近红外影像监测茶树叶片氮含量，优化茶叶采摘时间，在保持茶叶口感的同时提高收获量，显著提高了经济效益。植被辐射传输机理模型可描述光在作物叶片和冠层吸收、反射的物理过程，模型以作物生理信息为输入参数，输出模拟的冠层光谱信息。通过查找表法、数值优化法、人工神经网络等方法可以反演作物的生长信息。高精度植被辐射传输机理模型被越来越多的研究者所使用^[25]。

3.2.3 作物产量 提高农作物产量是农业活动的主要目标，准确估测产量对农业生产和管理决策部门均有重要意义。众多研究者通过多因素分析试图建立更高预测精度的估产模型。如许童羽等^[49]从监测时间频率入手，利用二元定距变量方法对单天、各旬、各月冠层NDVI与产量进行相关性分析；相关性最优的五个时间范围内的数据，用线性回归、二次、三次曲线分别与产量建模，比较独立建模与组合建模的结果，得到了预测最优水稻产量的模型是6月中旬和8月上旬的组合模型，其 $R^2=0.771$ ，相对误差为4.06%，RMSE为 $0.474 \text{ t} \cdot \text{hm}^{-2}$ ，对应的北方粳稻生育期为分蘖盛期和抽穗期。赵晓庆等^[14]的研究则着眼于监测的采样范围，基于不同空间尺度提取的高光谱数据，采用偏最小二乘回归构建植被指数与产量模型，通过模型方程估算精度的曲线变化趋势，分析最优空间尺度面积及采样小区的长宽比，最终确定采样空间长宽与种植区长宽比例介于4.25:5和4.5:5时，估算模型最为准确($r=0.8117$)。

3.3 作物生长胁迫因子

3.3.1 农田墒情 农田墒情常通过热红外法进行监测。植被高度覆盖区，因叶片气孔的关闭可降低因蒸腾造成的水分损失，使地表潜热通量降低，地表感热通量增加，进而引起冠层温度升高，地表温度可认为是植物冠层温度。由于反映作物能量平

衡的水分胁迫指数可量化作物含水量与冠层温度的关系，因此通过热红外传感器获取的冠层温度即可反映农田水分状况；裸土或植被覆盖度小的地区，可以用下垫面温度间接反演土壤水分，其原理是：水的比热大，受热温度变化慢，因此白天下垫面温度的空间分布可间接反映土壤水分的分布。在对冠层温度的监测中，裸露的土壤是重要的干扰因素。有研究者对裸土温度与作物地表覆盖度的关系进行了研究，明确了由裸土导致的冠层温度测量值与真值间的差距，将修正结果用于农田水分的监测，提高了监测结果的精度。在实际农田生产管理中，田间水分渗漏情况也是被关注的重点，已有研究利用红外成像仪监测灌溉渠道水分渗漏，精度可达93%^[50-52]。

3.3.2 病虫害 利用近红外光谱反射率监测植物病虫害，其依据是：叶片在近红外区的反射受海绵组织和栅栏组织控制，健康植物这两种组织间隙充满水分而膨胀，是各种辐射良好的反射体；当植物受害，叶片遭到破坏，组织萎蔫，水分随之减少，红外反射减少直到丧失。

热红外监测的温度也是反映作物病虫害的重要指标。植株在健康条件下，主要通过控制叶片气孔开闭进行蒸腾作用的调节，维持自身温度的稳定；在遭受病害后，会发生病理变化，病原体-寄主互作中病原体对植物的影响，特别是对蒸腾有关方面的影响会决定侵染部分温度的升降。一般而言，植物受感会导致气孔的开张调节失调，因而病变区域的蒸腾作用高于健康区域，旺盛的蒸腾作用会导致感染区域温度的下降，叶面温差较正常叶片高，直到叶片表面出现坏死斑点。坏死部位的细胞完全死亡，该部分的蒸腾作用完全丧失，温度开始升高，但是由于叶片其他部分开始感染，所以叶面温差始终高于健康植株^[53-54]。

美国农业部使用机载MS4100多光谱相机获取棉花影像，采用多元线性回归和统计学方法分析、处理生成处方图，暗紫色和蓝色区域棉花长势良好，粉红色和红色区域棉花生病或者死亡，监测结果直观，可以快速投入应用辅助农艺管理，如根据棉田病害处方图进行喷药管理^[55]。

3.4 其他信息

在农田信息监测领域，无人机遥感数据还有更广泛的应用。如：利用多项纹理特征提取玉米倒伏

面积^[56]；利用NDVI指数反映棉花成熟期叶片老熟程度，生成的脱落酸施用处方图可有效指导棉花脱落酸的喷施，避免农药过度施用等^[57]。根据农田监测与管理的需求，不断挖掘无人机遥感数据信息、拓展其应用领域，是未来信息化、数字化农业发展的必然趋势。

4 存在问题与发展方向

目前利用无人机监测农田信息还处于起步阶段，不仅在飞行平台的研发、应用和管理方面存在不少问题，而且在遥测数据的挖掘、处理、和综合应用方面也具有极大的提升空间。首先，无人机的一次性投入成本较高，飞行稳定性受气象条件、操控人员能力、甚至飞行政策等因素的制约，真正投入生产实践的案例还比较少；针对大田作物生长的阶段性特点，现有的研究对于周期性的农田信息获取仍急需完善；多载荷无人机虽然已经投入使用，但获取的数据尚未充分实现多源数据的综合应用；由于获取遥感数据缺少快速的处理方法和管理技术指导平台，高精度、高阶数据的有效信息未能完全发掘。

4.1 简单易用、低成本的无人机遥感平台

稳定的无人机平台与协调的传感器配置对于提高农田信息监测水平意义重大，但是目前无人机存在成本过高、稳定性较差、受大风、阴雨等恶劣天气的限制等问题；遥感平台的操作复杂，且过度依赖于人工设置，制约了无人机遥感在农田监测管理中的广泛应用。目前的研究表明，无人机稳定性受到阵风的影响最大，在飞行控制中也均考虑了风场扰动。滑模变结构控制和基于自抗干扰的飞行控制均取得了一定进展。商用无人机也通过改进自稳系统和航线规划算法简化了无人机的操作^[58-59]。目前，我国对于7 kg以下、飞行半径500 m范围内、高度120 m以下的无人机未作明确规定，但飞行器的飞行空域依然要接受相关部门的监管。随着无人机的普及，相关政策也有待明确。

4.2 作物生长情况的周期性动态监测

对于农田信息监测缺少周期性和连续性，是当前研究存在的普遍问题。由于作物生长情况处于动态变化中，每一生长阶段的生长参数与遥感信息间的关系均不相同，单一或少数几个生育期的作物生

长模型不具有普适性和代表性。例如，由于不同生育期的适用模型不同，有大豆的鲜生物量的研究只能采取分段建模的方式^[44]。而且，对于同一生长参数，不同时期监测的准确性也存在较大差异，因此对于作物生长状态的连续监测，探寻同一生长参数不同生育期的变化趋势并构建适用于多生育期的普适模型十分必要^[38]。

4.3 多源数据的综合应用

单一来源的遥感数据难以全面反应农田信息。随着传感器的轻型化和无人机载重及续航时间的增加，已经实现多源数据同步监测农田信息。如何将不同遥感信息综合使用，提高监测精度，拓展监测范围是需要进一步思考的内容。目前，已有以激光雷达为核心，集成高分辨率相机、热成像仪、高光谱成像仪等传感器的Crop3D平台，实现株高、株幅、叶长、叶宽、叶倾角及叶面积等作物各生长时期多源表型数据的提取，实现高通量作物表型的测量，为基因组学和生物学分析提供数据支持^[32]。也有将高清数码影像与高光谱数据结合，提取株高和光谱参数，综合应用于生物量估算的案例^[35]。但多源数据综合应用的方法和范围还很局限，如何实现空间构型数据与成像光谱数据的融合；无人机遥感数据与地面、卫星遥感数据的融合，仍是需要深入研究的问题。

4.4 高精度高阶数据实时处理与管理指导技术

相比于整个田块，农田中植被覆盖区的遥感信息与作物状态的相关性更高。基于植被指数的遥感处理方法，并未充分利用无人机遥感超高的空间分辨率。因此，利用高空间分辨率的优点，在田块内精细区分作物、垄间裸土，获取单纯植物覆盖区的遥感信息，对于提升作物模型的预测水平有实际意义。目前，虽然基于可见光或光谱数据即可实现物体识别与分类，但由于其受阴影等影响，实际应用中存在不少问题。特别是作物生长前期由于地表覆盖度低，遥感数据易受土壤介质的影响，生长后期易受阴影等因素干扰，将物体的空间特征也同时应用于农田物体识别分类，将会有助于提高无人机遥感对作物的分辨能力，实现对农田区域更精准的分割^[15, 60-61]。

如何处理无人机遥感获取的海量数据也是亟待解决的问题。无法实现即时的数据解译，指导农艺操作，无人机遥感将丧失实时性的优势。因此无人

机数据处理平台的开发尤为必要, 生成相应的农业管理措施, 更好地指导农业生产。

5 结 语

无人机遥感作为一种新型的高空间、时间分辨率的信息监测技术, 在农田信息监测中的研究和应用方兴未艾, 目前尚存在不少的问题。但与传统地面定点监测和高空遥感监测相比, 无人机遥感监测的空间尺度和精度优势显著, 尤其适合中尺度农田的数字信息快速获取。在可以预见的未来, 通过无人机飞行平台、机载多源信息采集技术、数据挖掘和建模技术、决策支持技术平台等方面的发展完善, 无人机遥感技术有望在农业和相关领域中得到更广泛、更深入的应用。

参 考 文 献

- [1] Pierce F J, Nowak P. Aspects of precision agriculture. *Advances in Agronomy*, 1999, 67 (1) : 1—85
- [2] Zhang N, Wang M, Wang N. Precision agriculture-A worldwide overview. *Computers & Electronics in Agriculture*, 2002, 36 (2/3) : 113—132
- [3] 范承啸, 韩俊, 熊志军, 等. 无人机遥感技术现状与应用. *测绘科学*, 2009, 34 (5) : 214—215
Fan C X, Han J, Xiong Z J, et al. Application and status of unmanned aerial vehicle remote sensing technology (In Chinese). *Science of Surveying & Mapping*, 2009, 34 (5) : 214—215
- [4] 赵春江, 薛绪掌, 王秀, 等. 精准农业技术体系的研究进展与展望. *农业工程学报*, 2003, 19 (4) : 7—12
Zhao C J, Xue X Z, Wang X, et al. Advance and prospects of precision agriculture technology system (In Chinese). *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2003, 19 (4) : 7—12
- [5] 蒙继华, 吴炳方, 杜鑫, 等. 遥感在精准农业中的应用进展及展望. *国土资源遥感*, 2011 (3) : 1—7
Meng J H, Wu B F, Du X, et al. A review and outlook of applying remote sensing to precision agriculture (In Chinese). *Remote Sensing for Land and Resources*, 2011 (3) : 1—7
- [6] 金伟, 葛宏立, 杜华强, 等. 无人机遥感发展与应用概况. *遥感信息*, 2009 (1) : 88—92
Jin W, Ge H L, Du H Q, et al. A review on unmanned aerial vehicle remote sensing and its application (In Chinese). *Remote Sensing Information*, 2009 (1) : 88—92
- [7] 贾鹏宇, 冯江, 于立宝, 等. 小型无人机在农情监测中的应用研究. *农机化研究*, 2015 (4) : 261—264
Jia P Y, Feng J, Yu L B, et al. Research on the application of small UAV in the monitoring of agricultural situation (In Chinese). *Journal of Agricultural Mechanization Research*, 2015 (4) : 261—264
- [8] 白由路, 金继运, 杨俐苹, 等. 低空遥感技术及其在精准农业中的应用. *中国土壤与肥料*, 2004 (1) : 3—6
Bai Y L, Jin J Y, Yang L P, et al. Technology of low altitude remote sensing and its applications in precision agriculture (In Chinese). *Soils and Fertilizers*, 2004 (1) : 3—6
- [9] 聂帅. 多旋翼无人机设计评估与演进. 北京: 北方工业大学电气与控制工程学院, 2017
Nie S. Design evaluation and evolution of Multi rotor UAV (In Chinese). Beijing: College of Electrical and Control Engineering, North China University of Technology, 2017
- [10] 张睿. 小型无人机结构与控制. *电子技术与软件工程*, 2017 (1) : 133—134
Zhang R. Structure and control of small UAV (In Chinese). *Electronic Technology & Software Engineering*, 2017 (1) : 133—134
- [11] 李楠, 刘朋, 邓人博, 等. 基于改进遗传算法的无人机三维航路规划. *计算机仿真*, 2017 (12) : 22—25
Li N, Liu P, Den R B, et al. Three dimensional path planning for unmanned aerial vehicles based on improved genetic algorithm (In Chinese). *Computer Simulation*, 2017 (12) : 22—25
- [12] 杨帆, 刘蓉, 卫强强, 等. 基于混沌优化机制的无人机航路规划方法研究. *电子设计工程*, 2018, 26 (12) : 157—161
Yang F, Liu R, Wei Q Q, et al. UAV path planning based on improved chaos ant colony algorithm (In Chinese). *Electronic Design Engineering*, 2018, 26 (12) : 157—161
- [13] Elarab M, Ticiavilca A M, Torres-Rua A F, et al. Estimating chlorophyll with thermal and broadband multispectral high resolution imagery from an unmanned aerial system using relevance vector machines for precision agriculture. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2015, 43: 32—42
- [14] 赵晓庆, 杨贵军, 刘建刚, 等. 基于无人机载高光谱空间尺度优化的大豆育种产量估算. *农业工程学报*,

- 2017, 33 (1): 110—116
- Zhao X Q, Yang G J, Liu J G, et al. Estimation of soybean breeding yield based on optimization of spatial scale of UAV hyperspectral image (In Chinese). Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2017, 33 (1): 110—116
- [15] 汪小钦, 王苗苗, 王绍强, 等. 基于可见光波段无人机遥感的植被信息提取. 农业工程学报, 2015, 31 (5): 152—159
- Wang X Q, Wang M M, Wang S Q, et al. Extraction of vegetation information from visible unmanned aerial vehicle images (In Chinese). Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2015, 31 (5): 152—159
- [16] Quemada M, Gabriel J L, Zarco-Tejada P. Airborne hyperspectral images and ground-level optical sensors as assessment tools for maize nitrogen fertilization. Remote Sensing, 2014, 6 (4): 2940—2962
- [17] Baluja J, Diago M P, Balda P, et al. Assessment of vineyard water status variability by thermal and multispectral imagery using an unmanned aerial vehicle (UAV). Irrigation Science, 2012, 30 (6): 511—522
- [18] Soliman A, Heck R J, Brenning A, et al. Remote sensing of soil moisture in vineyards using airborne and ground-based thermal inertia data. Remote Sensing, 2013, 5 (8): 3729—3748
- [19] Zarco-Tejada P J, Diaz-Varela R, Angileri V, et al. Tree height quantification using very high resolution imagery acquired from an unmanned aerial vehicle (UAV) and automatic 3D photo-reconstruction methods. European Journal of Agronomy, 2014, 55: 89—99
- [20] Bendig J, Bolten A, Bennertz S, et al. Estimating biomass of barley using crop surface models (CSMs) derived from UAV-based RGB imaging. Remote Sensing, 2014, 6 (11): 10395—10412
- [21] Kalisperakis I, Stentoumis C, Grammatikopoulos L, et al. Leaf area index estimation in vineyards from UAV hyperspectral data, 2D image mosaics and 3D canopy surface models. The International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2015, 40 (1): 299
- [22] 王金虎, 李传荣, 周梅. 机载全波形激光雷达数据处理及其应用. 国外电子测量技术, 2012, 31 (6): 71—75
- Wang J H, Li C R, Zhou M. Airborne full-waveform LiDAR data processing and application (In Chinese). Foreign Electronic Measurement Technology, 2012, 31 (6): 71—75
- [23] Lowe DG. Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints. International Journal of Computer Vision (2004) 60: 91. <https://doi.org/10.1023/B:VISI.0000029664.99615.94>
- [24] Snavely K N. Scene reconstruction and visualization from internet photo collections. Washington: University of Washington, 2008
- [25] 于丰华. 基于无人机高光谱遥感的东北粳稻生长信息反演建模研究. 沈阳市: 沈阳农业大学, 2017
- Yu F H. Retrieving nutrient information of japonica rice based on unmanned aerial vehicle hyperspectral remote sensing (In Chinese). Shenyang: Shenyang Agricultural University, 2017
- [26] 高文杰, 王金亮, 刘广杰. 训练样本对遥感影像分类精度影响研究. 云南地理环境研究, 2015, 27 (2): 31—36
- Gao W J, Wang J L, Liu G J. Study on the effect of training sample on classification accuracy of remote sensing image (In Chinese). Yunnan Geographic Environment Research, 2015, 27 (2): 31—36
- [27] 王斐, 吴德军, 翟国锋, 等. 侧柏衰弱木和蛀干害虫受害木的红外成像检测. 光谱学与光谱分析, 2015, 35 (12): 3410—3415
- Wang F, Wu D J, Zhai G F, et al. Diagnosing low health and wood borer attacked trees of Chinese arborvitae by using thermography (In Chinese). Spectroscopy and Spectral Analysis, 2015, 35 (12): 3410—3415
- [28] 高阳, 张科, 李言俊. 低信噪比红外图像的快速统计法边缘提取. 红外与激光工程, 2005, 34 (4): 459—463
- Gao Y, Zhang K, Li Y J. Edge detection investigation of low-SNR infrared image based on noise probability (In Chinese). Infrared and Laser Engineering, 2005, 34 (4): 459—463
- [29] 段涛. 基于近感图像的作物表型高通量测量方法研究. 北京: 中国农业大学, 2017
- Duan T. The research of high-throughput methodology for crop phenotyping using proximal sensing images (In Chinese). Beijing: China Agricultural University, 2017
- [30] 杨贵军, 李长春, 于海洋, 等. 农用无人机多传感器遥感辅助小麦育种信息获取. 农业工程学报, 2015, 31 (21): 184—190
- Yang G J, Li C C, Yu H Y, et al. UAV based multi-load remote sensing technologies for wheat breeding information acquirement (In Chinese). Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering,

- 2015, 31 (21): 184—190
- [31] 吴焕萍, 潘懋, 胡金星. 规则格网 DTM 快速构建算法研究. 计算机应用研究, 2004, 21 (6): 26—28
Wu H P, Pan M, Hu J X. Study on quick algorithm for generating regular grid DTM (In Chinese). Application Research of Computers, 2004, 21 (6): 26—28
- [32] 郭庆华, 吴芳芳, 庞树鑫, 等. Crop 3D—基于激光雷达技术的作物高通量三维表型测量平台. 中国科学: 生命科学, 2016, 46 (10): 1210—1221
Guo Q H, Wu F F, Pang S X, et al. Crop 3D—a platform based on LiDAR for 3D high-throughput crop phenotyping (In Chinese). Scientia Sinica Vitae, 2016, 46 (10): 1210—1221
- [33] 张宏鸣, 李瑶, 王猛, 等. 基于无人机DEM的灌区渠系提取方法. 农业机械学报, 2017, 48 (10): 165—171
Zhang H M, Li Y, Wang M, et al. Extraction method of irrigation networks in irrigated area based on UAV DEM (In Chinese). Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery, 2017, 48 (10): 165—171
- [34] Chen J M, Cihlar J. Retrieving leaf area index of boreal conifer forests using Landsat TM images. Remote Sensing of Environment, 1996, 55 (2): 153—162
- [35] 高林, 杨贵军, 王宝山, 等. 基于无人机遥感影像的大豆叶面积指数反演研究. 中国生态农业学报, 2015, 23 (7): 868—876
Gao L, Yang G J, Wang B S, et al. Soybean leaf area index retrieval with UAV (unmanned aerial vehicle) remote sensing imagery (In Chinese). Chinese Journal of Eco-agriculture, 2015, 23 (7): 868—876
- [36] 高林, 杨贵军, 李红军, 等. 基于无人机数码影像的冬小麦叶面积指数探测研究. 中国生态农业学报, 2016, 24 (9): 1254—1264
Gao L, Yang G J, Li H J, et al. Winter wheat LAI estimation using unmanned aerial vehicle RGB-imaging (In Chinese). Chinese Journal of Eco-Agriculture, 2016, 24 (9): 1254—1264
- [37] 高林, 李长春, 王宝山, 等. 基于多源遥感数据的大豆叶面积指数估测精度对比. 应用生态学报, 2016, 27 (1): 191—200
Gao L, Li C C Wang B S, et al. Comparison of precision in retrieving soybean leaf area index based on multi-source remote sensing data (In Chinese). Chinese Journal of Applied Ecology, 2016, 27 (1): 191—200
- [38] 高林, 杨贵军, 李长春, 等. 基于光谱特征与PLSR结合的叶面积指数拟合方法的无人机幅高光谱遥感应用. 作物学报, 2017, 43 (4): 549—557
Gao L, Yang G J, Li C C, et al. Application of an improved method in retrieving leaf area index combined spectral index with PLSR in Hyperspectral data generated by unmanned aerial vehicle snapshot (In Chinese). Acta Agronomica Sinica, 2017, 43 (4): 549—557
- [39] 田明璐, 班松涛, 常庆瑞, 等. 基于低空无人机成像光谱仪影像估算棉花叶面积指数. 农业工程学报, 2016, 32 (21): 102—108
Tian M L, Ban S T, Chang Q R, et al. Use of hyperspectral images from UAV-based imaging spectroradiometer to estimate cotton leaf area index (In Chinese). Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2016, 32 (21): 102—108
- [40] 王登伟, 黄春燕, 马勤建, 等. 棉花高光谱植被指数与LAI和地上鲜生物量的相关关系研究. 新疆农业科学, 2008, 45 (5): 426—429
Wang D W, Huang C Y, Ma Q J, et al. Relationships between Hyperspectral Vegetative Index, LAI and aboveground fresh biomass of cotton (In Chinese). Xinjiang Agricultural Sciences, 2008, 45 (5): 426—429
- [41] 黄春燕, 王登伟, 曹连莆, 等. 棉花地上鲜生物量的高光谱估算模型研究. 农业工程学报, 2007, 23 (3): 131—135
Huang C Y, Wang D W, Cao L P, et al. Models for estimating cotton aboveground fresh biomass using hyperspectral data (In Chinese). Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2007, 23 (3): 131—135
- [42] 王东亮. 低空遥感数据处理与非生长季草地生物量反演研究. 北京: 中国农业科学院, 2016
Wang D L. Research on processing of low attitude remote sensing data and estimation of non-growing season grassland biomass (In Chinese). Beijing: Chinese Academy of Agriculture Sciences, 2016
- [43] Bendig J, Yu K, Aasen H, et al. Combining UAV-based plant height from crop surface models, visible, and near infrared vegetation indices for biomass monitoring in barley. International Journal of Applied Earth Observations & Geoinformation, 2015, 39: 79—87
- [44] 陆国政, 杨贵军, 赵晓庆, 等. 基于多载荷无人机遥感的大豆地上鲜生物量反演. 大豆科学, 2017, 36 (1): 41—50

- Lu G Z, Yang G J, Zhao X Q, et al. Inversion of soybean fresh biomass based on multi-payload unmanned aerial vehicles (UAVs) (In Chinese). *Soybean Science*, 2017, 36 (1): 41—50
- [45] 潘瑞帆, 董愚得. 植物生理学. 北京: 高等教育出版社, 1995
- Pan R Z, Dong Y D. *Plant physiology* (In Chinese). Beijing: Higher Education Press, 1995
- [46] 石媛媛. 基于数字图像的水稻氮磷钾营养诊断与建模研究. 杭州: 浙江大学, 2011
- Shi Y Y. Rice nutrition diagnosis and modeling based on digital image (In Chinese). Hangzhou: Zhejiang University, 2011
- [47] 肖宇钊. 基于低空光谱成像遥感技术的油菜冠层SPAD检测研究. 杭州: 浙江大学, 2016
- Xiao Y Z. Detection of rape canopy SPAD based on low-altitude spectral imaging remote sensing technology (In Chinese). Hangzhou: Zhejiang University, 2016
- [48] Arai K, Akaisi S, Miyazaki H, et al. Regressive analysis on leaf nitrogen content and near infrared reflectance and its application for agricultural farm monitoring with helicopter mounted near infrared camera. *International Journal of Advanced Research in Artificial Intelligence*, 2013, 2 (3): 38—43
- [49] 许童羽, 洪雪, 陈春玲, 等. 基于冠层NDVI数据的北方粳稻产量模型研究. *浙江农业学报*, 2016, 28 (10): 1790—1795
- Xu T Y, Hong X, Chen C L, et al. Study on northern japonica rice yield model based on canopy date of NDVI (In Chinese). *Acta Agriculturae Zhejiangensis*, 2016, 28 (10): 1790—1795
- [50] 薛辉, 倪绍祥. 我国土壤水分热红外遥感监测研究进展. *干旱地区农业研究*, 2006, 24 (6): 168—172
- Xue H, Ni S X. Progress in the study on monitoring of soil moisture with thermal infrared remote sensing (In Chinese). *Agricultural Research in the Arid Areas*, 2006, 24 (6): 168—172
- [51] Mass S J, Fitzgerald G J, Detar W R, et al. Determining cotton leaf canopy temperature using multispectral remote sensing. *Proceedings Beltwide Cotton Conferences*, San Antonio, USA, 2000
- [52] Huang Y, Fipps G, Maas S J, et al. Airborne remote sensing for detection of irrigation canal leakage. *Irrigation and Drainage*, 2009; doi: 10.1002/ird.511
- [53] 路桂珍, 杨秀军. 应用红外遥感技术监测植物病虫害. *红外技术*, 1990 (2): 18—21
- Lu G Z, Yang X J. Infrared remote sensing technology is applied to monitor plant diseases and insect pests (In Chinese). *Infrared Technology*, 1990 (2): 18—21
- [54] 李小龙, 王库, 马占鸿, 等. 基于热红外成像技术的小麦病害早期检测. *农业工程学报*, 2014, 30 (18): 183—189
- Li X L, Wang K, Ma Z H, et al. Early detection of wheat disease based on thermal infrared imaging (In Chinese). *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2014, 30 (18): 183—189
- [55] Huang Y, Lan Y, Hoffmann W C. Use of airborne 8multi-spectral imagery in pest management systems. *Agricultural Engineering International: the CIGR Journal*. 2008, 10: IT-07-010
- [56] 李宗南, 陈仲新, 王利民, 等. 基于小型无人机遥感的玉米倒伏面积提取. *农业工程学报*, 2014, 30 (19): 207—213
- Li Z N, Chen Z X, Wang L M, et al. Area extraction of maize lodging based on remote sensing by small unmanned aerial vehicle (In Chinese). *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2014, 30 (19): 207—213
- [57] Huang Y, Thomson S J, Lan Y, et al. Multispectral imaging systems for airborne remote sensing to support agricultural production management. *International Journal of Agricultural and Biological Engineering*, 2010, 3 (1): 50—62
- [58] 张志利. 抗风能力无人机飞行稳定性控制模型仿真研究. *计算机仿真*, 2017, 34 (2): 115—118
- Zhang Z L. High wind power stability of UAV Flight Control Simulation Model (In Chinese). *Computer Simulation*, 2017, 34 (2): 115—118
- [59] 史腾飞. 基于自抗扰算法的四旋翼无人机抗风性能研究. 河北保定市: 华北电力大学控制与计算机工程学院, 2017
- Shi T F. Research on the wind resistant performance of four-rotor unmanned aerial vehicle based on auto disturbances rejection algorithm (In Chinese). Baoding, Hebei: School of Control and Computer Engineering, North China Electric Power University, 2017
- [60] Arif M S M, Gülch E, Tuhtan J A, et al. An investigation of image processing techniques for substrate classification based on dominant grain size using RGB images from UAV. *International Journal of Remote Sensing*, 2016, 10: 1—23
- [61] 吴倩, 孙红, 李民赞, 等. 玉米作物多光谱图像精准分割与叶绿素诊断方法研究. *光谱学与光谱分析*, 2015, 35 (1): 178—183
- Wu Q, Sun H, Li M Z, et al. Research on

maize multispectral image accurate segmentation
and chlorophyll index estimation (In Chinese) .

Spectroscopy and Spectral Analysis, 2015, 35
(1) : 178—183

Advancement in Application of UAV Remote Sensing to Monitoring of Farmlands

JI Jingchun^{1,2} ZHAO Yuan³ ZOU Xiaojuan¹ XUAN Kefan^{1,2} WANG Weipeng³ LIU Jianli^{1†}
LI Xiaopeng^{1†}

(1 Institute of Soil Science, Chinese Academy of Sciences, Nanjing 210008, China)

(2 University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

(3 College of Environmental & Resource Science of Shanxi University, Taiyuan 030006, China)

Abstract Fast and real-time acquisition of farmland information is the basis of precision farming. The technology of using unmanned aerial vehicle (UAV) as a platform for low-altitude remote sensing of farmlands features high spatial resolution, real-time and low cost, and can be used to fill the gap between field survey and high-altitude remote sensing in measuring scale. Therefore, the technology has a wide prospect in application to accurate monitoring of farmlands for real-time information. In recent years, with the technology advancing rapidly, UAV is more stable in flight and easier to operate, and airborne remote sensing equipment is getting light and diversified, capable of acquiring different remote sensing information such as visible light data, multispectral information, hyperspectral data and three-dimensional point cloud data. Moreover, recent development of the remote sensing data processing technology has enabled investigators to process data faster and more accurate. Hyperspectral data is well known to be abundant in information and hard to process, too. Fortunately, a number of dimensionality reduction methods have been developed. Comentropy is the most straightforward method. Principal component analysis and independent component analysis are also widely used to choose mean wave bands or vegetation indexes. There is a wavelet basis more practical for wavelet decomposition method too. Thermal infrared data is a powerful tool to reflect field temperature and moisture, and just because of this, it can also objectively reflect crop diseases and pests. Because the monitoring can cover an area as large as an entire tract of fields, even the conventional multispectral data can be interpreted into accurate information of crop growth. Three-dimensional point cloud is a newly booming data in farmland monitoring and capable of providing information of plant height and accurate position of the plant as well. So more information is available for assessing crop growing conditions. Three-dimensional point cloud can be obtained by LiDAR. The first step to process this kind of data is to remove and smooth noise points caused by system error or oversight of target surface or accidental factors, fix vulnerable and missing parts of the point cloud, and in the end fine field model is achieved. SfM features three-dimensional point cloud with real color and can be used to build a field model with visible-light images. This method uses two images as initial homologous photographs to establish a three-dimensional coordinate by feature matching, front and back rendezvous calculation. Then add in new images, find new matchable feature points and adjust them till optimum, repeat the steps until all images are added in. All these extraordinary technological advances together make the application of UAV-based remote sensing possible in precision farming. Unmanned flying technology reduces monitoring costs for it needs less fuel and no pilot. And investigators can conduct monitoring more frequently to enhance timeliness. Suitable flight height combined with high-performance sensor makes it possible to acquire data superior in spatial resolution. For the features given above UAV-based remote sensing can fill

up the gap between ground monitoring and high-altitude remote sensing, such as satellite remote sensing, in the measuring scale. Therefore, the technology has a bright application prospect in application to gathering information for precision farming. In addition this paper has also summarized findings and achievements in related researches at home and abroad, introduced the commonly used remote sensing technologies and data processing methods, as well as specific application directions and their implement effects are discussed too. This paper also addresses the existing problems and future development directions, in an attempt to promote the usage of UAV remote sensing in farmland monitoring. It is hoped that this technology can be more widely used in precision agriculture.

Key words Low altitude remote sensing; Unmanned aerial vehicle (UAV); Farmland information monitoring; Yield estimation; Growth diagnosis

(责任编辑: 檀满枝)