



综合研究

无人机遥感的农作物精细分类研究进展*

田甜, 王迪, 曾妍, 张影, 黄青*

(中国农业科学院农业资源与农业区划研究所 / 农业农村部农业遥感重点实验室, 北京 100081)

摘要:【目的】农作物精细分类是面积估算、长势监测、产量预测及灾害评估的重要前提和基础。近年来, 无人机低空遥感技术因其操作成本低、空间分辨率高、灵活性强等优势, 成为田块尺度下农作物精细分类的重要工具。【方法】文章系统总结了国内外近 10 余年无人机遥感在农作物分类领域的研究进展, 介绍了目前常用的无人机平台和传感器, 归纳了农作物分类特征及算法的使用情况, 指出了无人机遥感农作物精细分类研究存在的问题。【结果】当前无人机遥感农作物精细分类研究存在一些不足之处: (1) 无人机遥感监测面积小, 无法在较大尺度区域实现农作物精准监测。(2) 适用于无人机遥感的农作物分类特征仍需进一步挖掘, 面向高光谱影像的农作物分类特征及特征组合尚需进一步明确。(3) 分类器使用单一, 分类算法的普适性和稳定性不强。【结论】无人机遥感农作物精细分类研究的发展趋势主要包括 3 个方面: (1) 无人机遥感影像与星载遥感数据的高效融合, 拓宽无人机的监测范围。(2) 面向无人机遥感影像的农作物分类特征提取与优化研究。(3) 适合无人机遥感的农作物分类算法改进。

关键词: 无人机; 遥感; 农作物分类; 多光谱; 高光谱

DOI: 10.12105/j.issn.1672-0423.20200201

0 引言

农作物精细分类是面积估算、长势监测、产量预测及灾害评估的重要前提和基础。及时、准确地获取农作物类型、面积和空间分布信息, 对于优化农作物种植结构、实现农业生产精准化管理及确保国家粮食安全具有重要意义^[1-4]。遥感技术具有覆盖面积大、重访周期短、获取成本较低等优点, 已成为快速和准确获取农作物空间分布信息的重要手段。过去几十年, 国内外众多学者利用 NOAA/ANHRR、Landsat、MODIS、HJ、Sentinel、GF 等各种卫星遥感数据开展了较大尺度(县级、省级、国家、全球)农作物空间分布制图研究^[5-9], 在一定程度上满足了农业应用需求。但卫星遥感影像空间分辨率较低、即时数据获取能力差且受云层遮挡影响大等不足, 使得其无法满足小尺度(园区、样地等)农作物精细分类需求^[10]。而无人机低空遥感技术具有机动灵活、作业周期短、

收稿日期: 2020-03-10

第一作者简介: 田甜(1994—), 硕士研究生。研究方向: 农业遥感。Email: 602363149@qq.com

* 通信作者简介: 黄青(1978—), 博士、副研究员。研究方向: 农业资源遥感。Email: huangqing@caas.cn

* 基金项目: 国家自然科学基金(重点)资助项目(41531179); 中央级公益性科研院所基本科研业务费专项(1610132020017)



获取影像速度快、空间分辨率高等优点，可为小尺度农作物精细分类研究提供强有力的数据保障和技术支撑^[11]。近年来，随着无人机低空遥感技术的发展，利用无人机遥感数据开展农作物分类研究已逐渐成为精准农业研究领域的热点。

文章系统总结了国内外近 10 余年无人机遥感在农作物分类领域的研究进展，首先介绍了目前常用于农作物分类的无人机平台和传感器，然后对基于可见光、多光谱和高光谱传感器的农作物分类特征优选及分类算法的使用情况进行总结分析，最后指出了无人机遥感农作物精细分类研究存在的问题，并对未来的发展趋势进行展望。

1 不同无人机平台及传感器在农作物分类中的应用

1.1 无人机平台

在农作物分类领域，多旋翼和固定翼无人机应用最为广泛。固定翼无人机飞行速度快、续航时间长、覆盖面积广，但飞行速度难以根据需求调节且需要较大的起飞着陆场地，因此主要应用于快速、大面积的农田信息采集上^[12-13]。如吴金胜^[14]等采用 T10 大黄蜂固定翼无人机获取浙江省一个市区的水稻种植面积样方数据，结合卫星影像进行水稻识别，总体分类精度达到 93% 以上。多旋翼无人机飞行速度可控、飞行高度可调、可垂直起降、定点悬停且不受起飞场地的限制，更适合获取高空间及时间分辨率、多尺度的农田信息，有利于农作物精细分类^[15]。如闵文芳^[16]等以小型四旋翼无人机为飞行平台，对安徽农业大学农萃园的蚕豆、大蒜、小麦、油菜 4 种农作物精细分类，准确度高达 90.30%。黄宇^[17]等以大疆 M600 Pro 六旋翼无人机为飞行平台，对北京市通州区某小型农田（面积 6 400 m²）的茄子苗、西瓜苗和葡萄树 3 种农作物进行识别分类，取得了较高的分类精度。

1.2 无人机载传感器

目前，无人机搭载的用于农作物分类的传感器类型主要有数码相机、多光谱相机和高光谱相机。数码相机质量小、成本低、图像处理技术相对成熟，是无人机遥感应领域中使用的最广泛的传感器^[18]。该传感器可获取蓝（450~520 nm）、绿（520~600 nm）、红（630~690 nm）3 波段的光谱信息，空间分辨率达厘米级。目前，已有众多学者使用无人机搭载数码相机进行单一农作物种植信息提取^[19-21]、田间杂草识别^[22-23]、农作物倒伏面积提取^[24-27]及农作物分类^[28-29]研究，总体分类效果较好，分类精度在 80% 以上。多光谱相机价格适中，常见的多光谱相机通常设置为 4、5 个波段，可获取可见光至近红外（400~1 100 nm）波段范围的地物光谱信息。相较于可见光波段，植被间的光谱差异在近红外波段更为明显（如杂草与农作物之间、倒伏农作物与正常农作物之间及不同种类的农作物之间），因此，使用无人机搭载多光谱相机进行田间杂草识别、农作物倒伏面积提取、农作物精细分类研究更具优势，总体分类精度在 85% 以上。高光谱相机质量大、价格昂贵，目前国内利用无人机搭载高光谱相机进行农作物分类的研究较少。与数码相机、多光谱相机不同，高光谱相机光谱通道多，可提供可见光至近红外区域的十至数百个光谱通道以获得完整连续的光谱曲线，因而能准确反映农作物之间的细微光谱差异，在农作物精细分类领域有着广阔的应用前景^[30-33]。如 Wei^[32]等使用无人机搭

2020年4月

载 Nano-Hyperspec 高光谱相机 (光谱范围: 400~1 000 nm, 波段数: 270, 光谱分辨率: 6 nm) 对湖北洪湖市地区的油菜、小白菜、榨菜等 18 种农作物精细分类, 总体分类精度达 97.68%。表 1 总结了近年来国内外常用的无人机载传感器监测农作物类型和分类精度。从表 1 可看出, 无人机遥感农作物分类使用的传感器由常见数码相机逐渐向多光谱相机、高光谱相机过渡, 其中应用最多的传感器为数码相机。研究对象主要为玉米、小麦、水稻等粮食作物, 种类由单一农作物向多种类农作物转变, 分类精度逐步提升。

表 1 常用传感器类型总结
Table 1 Summary of common sensor types

年份	作者	分类对象	传感器	空间分辨率 (cm)	分类精度 (%)
2013	王利民 ^[28] 等	春玉米、夏玉米、苜蓿	数码相机	12	92
2014	Torres-Sánchez ^[21] 等	冬小麦	数码相机	1.14	87.73~91.99
2016	张超 ^[29] 等	黑豆、黄豆、棉花、苜蓿、桃树、玉米、高粱	数码相机	8	89
2016	Pérez-Ortiz ^[34] 等	向日葵、杂草/玉米、杂草	数码相机	1.40	95.50、79
2017	Dos A ^[22] 等	大豆、杂草	数码相机	<1	98
2018	戴建国 ^[35] 等	棉花、西葫芦、玉米、苜蓿	数码相机	5.70	83.77
2018	李明 ^[36] 等	水稻	数码相机	4	98
2018	李路曼 ^[37] 等	棉花	数码相机	5.77	94.29
2018	Barrero ^[38] 等	水稻、杂草	数码相机、多光谱相机	1.82、4.77	85
2019	黄登红 ^[39] 等	山药	数码相机	4	91.14
2019	刘斌 ^[40] 等	水稻、玉米、大豆、马铃薯、亚麻	数码相机	10	92.30
2019	Zhao ^[41] 等	水稻、玉米、大豆、荞麦	数码相机	10	88.32
2013	Peña ^[42] 等	玉米、杂草	多光谱相机	2	86
2018	Stroppiana ^[43] 等	水稻、杂草	多光谱相机	7	96.50
2018	Böhler ^[44] 等	玉米、甜菜、谷物、草地、油菜	多光谱相机	5	86.30
2019	戴建国 ^[45] 等	棉花、倒伏棉花	多光谱相机	—	91.30
2019	Sun ^[46] 等	玉米、倒伏玉米	多光谱相机	5	86.61
2019	汪传建 ^[47] 等	棉花、玉米、西葫芦	多光谱相机	—	97.75
2019	张新乐 ^[48] 等	玉米、倒伏玉米	多光谱相机	7.40	90.18
2019	Yan ^[30] 等	大豆、玉米、桑葚、桃树、白蜡树、杂草	高光谱相机	—	89.20
2019	刘鹏 ^[31]	芋头、白菜、水稻、茭白	高光谱相机	—	87
2019	Wei ^[32] 等	油菜、小白菜、榨菜、卷心菜、白菜等	高光谱相机	40	97.68
2020	Liu ^[33] 等	桉树、柑橘、甘蔗	高光谱相机	2.50	84.30~91.30

2 无人机遥感的农作物分类特征选取

特征选取是农作物分类的重要环节，有效使用多种特征是提高农作物分类精度的关键^[49]。随着遥感影像空间分辨率的提升，用于农作物分类的特征有很多，如光谱特征、色彩特征、空间特征等。但不同地物间的可分离程度不同，在分类过程中引入过多的特征可能会降低分类的准确性^[50]。因此选择合适的特征对提高无人机遥感农作物分类精度和效率具有重要意义。该文根据无人机搭载的不同传感器类型，将分类特征分为面向可见光、多光谱和高光谱 3 种类型。

2.1 面向可见光影像的农作物分类特征选取

光谱特征、纹理特征和色彩特征是可见光影像农作物分类常用的 3 种特征。光谱特征是指影像中地物的颜色、灰度或者波段间的亮度比等，是农作物分类识别的基础特征。不同农作物植株体内因具有不同类别和浓度的色素物质而表现出不同的光谱特征，因此，利用农作物间的光谱特征差异构建可见光波段植被指数进行农作物分类的方法具有可行性^[18, 21, 51]。如 Torres-Sánchez^[21] 等使用过绿指数 ExG (Excess green)、归一化绿红差值指数 NGRDI (Normalized green-red difference index)、植被指数 VEG (Vegetation) 等 6 种植被指数进行麦田制图研究，结果表明 ExG 和 VEG 指数的制图精度最高，30 m 飞行高度下精度为 87.73%~91.99%。纹理特征反映的是图像像元邻域灰度空间的分布规律，以往研究表明，纹理特征可辅助光谱特征有效抑制“同物异谱”现象，提高农作物分类精度^[52]。目前，国内外学者多使用灰度共生矩阵法提取纹理特征参数，常用的参数有均值、方差、协同性、对比度、信息熵、相异性、相关性和二阶矩等^[53]。如 Yang^[54] 等使用无人机获取的可见光影像计算了二阶矩、信息熵、对比度等 8 种纹理特征参数并结合数字表面模型 (DSM) 和光谱特征成功提取了倒伏水稻的空间分布信息，分类精度为 96.17%。色彩特征是识别图像的主要感知特征，色彩特征参数主要有色度、亮度和饱和度等。选取方法主要是通过色彩空间模型 (如 HIS 或 HSV) 将色彩分量密切相关的 RGB 空间转变到色彩分量基本不相关的 HIS 或 HSV 色彩空间中。如戴建国^[35] 等使用 HIS 模型对可见光影像进行色彩空间变换，提取了色度、饱和度和亮度 3 个色彩特征参数结合纹理特征对北疆地区棉花、玉米、西葫芦、苜蓿 4 种农作物分类，精度可达 80% 以上。表 2 列出了近年来国内外使用无人机可见光影像进行农作物分类所选取的特征。从表 2 中可以看出，分类特征组合方式可归纳为 2 类：(1) 仅使用可见光波段植被指数；(2) 色彩特征与纹理特征组合。利用可见光波段植被指数进行农作物分类的研究较少，精度相对较低；利用色彩特征组合纹理特征进行农作物分类的研究很多，精度较高。

2.2 面向多光谱影像的农作物分类特征选取

多光谱影像农作物分类选取的分类特征主要有光谱特征和空间特征。在光谱特征的选取方面，由于农作物的光谱特征差异在近红外波段更明显，因此国内外学者多使用农作物在各波段的反射率、波段反射率统计量 (均值、方差、标准差等) 和植被指数开展

2020年4月

表2 可见光影像农作物分类特征选取

Table 2 Selection of crop classification features in visible light image

年份	作者	分类对象	影像类型	分类特征	分类精度 (%)
2014	Torres-Sánchez ^[21] 等	冬小麦	可见光	ExG、VEG、NGRDI、WI、CIVE、ExGR	87.73~91.99
2014	李宗南 ^[53] 等	倒伏玉米	可见光	色度、亮度、饱和度、均值、方差、协同性、对比度、相异性、信息熵、二阶矩、相关性	93.10~99.70
2017	Dos A ^[22] 等	大豆、杂草	可见光	色彩、能量、对比度、相关性、协同性、相异性、HOG	98
2017	郭鹏 ^[51] 等	葡萄、玉米、棉花	可见光	ExG、VDVI/色度、亮度、饱和度、均值、方差、协同性、对比度、相异性、信息熵、二阶矩、相关性	色彩+纹理较优 (92.80)
2017	Yang ^[54] 等	水稻、倒伏水稻	可见光	二阶矩、信息熵、对比度、相关性、相异性、同质性、均值、方差、DSM、SFP	96.17
2018	戴建国 ^[35] 等	棉花、玉米、西葫芦、苜蓿	可见光	色度、亮度、饱和度、低通值、信息熵、相关性、协同性	83.77
2020	李志铭 ^[55] 等	玉米、桃树、草地	可见光	色度、亮度、纯度、均值、方差、协同性、信息熵	83.42

注: WI为Woebbecke指数, CIVE为植被提取颜色指数, ExGR为过绿减过红指数, VDVI为可见光波段差异植被指数, HOG为方向梯度直方图, SFP为单特征概率

农作物分类研究。如 Stroppiana^[43]等利用低空无人机搭载了高分辨率多光谱相机对稻田杂草进行监测,使用各波段光谱反射率、归一化植被指数NDVI(Normalized difference vegetation index)、土壤调节植被指数SAVI(Soil-adjusted vegetation index)等多种植被指数和纹理特征进行分类,结果表明基于植被指数的分类效果好,总体分类精度为96.50%。空间特征主要包括影像中地物的纹理、形态、上下文、结构等特征。随着影像空间分辨率的提高,地物的空间特征信息得到加强,因此,众多学者尝试将各种空间特征用于农作物分类研究以改善分类效果。如Peña^[42]等基于六波段多光谱影像,选取光谱、上下文和形态学特征对西班牙玉米试验田的杂草进行制图研究,最终以86%的总精度成功绘制了3种杂草类型覆盖图。Böhler^[44]等从无人机可见光和多光谱影像中提取了均值、标准差、信息熵等纹理特征参数,结合形态学特征对苏黎世州瑞士高原的玉米、甜菜、谷物、草地、油菜籽进行分类,总体分类精度为86.30%。表3列出了近年来国内外使用无人机多光谱影像进行农作物分类所选取的特征。从表3可以看出,现有研究大多使用光谱特征结合空间特征进行多光谱影像农作物分类研究,分类精度较高;仅使用空间特征用于多光谱影像农作物分类研究很少,分类精度较低。由此可见,光谱特征在多光谱影像农作物分类研究中发挥着重要作用。

表 3 多光谱影像农作物分类特征选取
Table 3 Selection of crop classification features in multispectral image

年份	作者	分类对象	影像类型	分类特征	分类精度 (%)
2013	Peña ^[42] 等	玉米、杂草	多光谱	NDVI、上下文和形态学	86
2018	Böhler ^[44] 等	玉米、甜菜、谷物、 草地、油菜籽	多光谱	均值、标准差、信息熵、范围、形态学	86.30
2018	Stroppiana ^[43] 等	水稻、杂草	多光谱	波段反射率、NDVI、SAVI、RGRI、NDRE、CVI、GSAVI、方差、均值、同质性、对比度、差异性、信息熵、二阶矩、相关性	96.50
2018	Sun ^[46] 等	玉米、倒伏玉米	多光谱	波段反射率、NDVI、GNDVI、SAVI、RDVI、均值、方差、协同性、相异性、对比度、信息熵、二阶矩、相关性、主成分	86.61
2019	李秋子 ^[56] 等	大豆、玉米、苜蓿	多光谱	波段反射率均值、最大差分、亮度、NDVI、NDRE、形状指数、长宽比	90.99
2019	张新乐 ^[48] 等	玉米、倒伏玉米	多光谱	波段反射率均值、NDVI、NDVI _{R-edge} 、均值、对比度、同质性、二阶矩	90.18
2019	戴建国 ^[45] 等	棉花、倒伏棉花	多光谱	RVI、DVI、NDVI、GNDVI、PVI、SAVI、OSAVI、MSAVI、TVI、NDGI、均值、信息熵、同质性	91.30

注：RGRI 为红绿比值指数，NDRE 为归一化红边指数，CVI 为叶绿素植被指数，GSAVI 为绿色土壤调节植被指数，RDVI 为再归一化差值植被指数，NDVI_{R-edge} 为红边归一化植被指数，RVI 为比值植被指数，DVI 为差值植被指数，PVI 为垂直植被指数，NDGI 为归一化差异绿度指数，OSAVI 为优化土壤调节植被指数，MSAVI 为修正土壤调节植被指数，TVI 为三角植被指数，GNDVI 为绿波段归一化植被指数

2.3 面向高光谱影像的农作物分类特征选取

高光谱影像选取的分类特征主要为光谱特征和空间特征。高光谱影像各波段间的相关性强，不同波段对于分类的重要性不同，因此高光谱影像光谱特征选取主要是从众多波段中选出最具可分性的最优波段组合，去除波段相关性以提高分类精度^[57]。此外，高光谱影像光谱信息精细且连续，还可构建大量的植被指数和光谱微分特征用于农作物分类。刘鹏^[31]利用无人机高光谱数据计算了红边处最大微分值（Maximum Differential Value, MV）、最大微分位置（Position of the Maximum Differential Value, PMV）、微分值之和（Sum of Differential Values, SV）等光谱微分特征，最终选取 RMV 对芋头、白菜、水稻和茭白分类，总体分类精度为 87%。但高光谱影像存在空间排列复杂和光谱不均匀性问题，导致仅用光谱特征的分类算法对光谱较相似的类别错分像元较多。因此，空间特征选取必不可少。常用的空间特征有纹理特征和形状特征，如 Liu^[33]等计算了协同性、信息熵等 12 个纹理特征参数，形状指数和紧凑度 2 个形状特征参数结合光谱特征对来宾市兴宾区的桉树、柑橘和甘蔗分类，总体精度在 90% 左右。目前，国内外使用高光谱影像用于农作物分类的研究较少，面向无人机高光谱影像农作物分类特征及特征组合的选取需要进一步研究。

2020年4月

3 无人机遥感的农作物分类算法

农作物分类是一个复杂的数据处理过程,合适的分类算法能够深层次地挖掘影像隐含的地物特征信息,在一定程度上提高分类精度。该文根据各分类算法的特点,将无人机遥感农作物分类常用的算法分为:基于统计模式的分类算法、基于农作物光谱特征的分类算法和机器学习分类算法。

3.1 基于统计模式的分类算法

统计分类方法是早期遥感影像分类领域最常用的分类算法,其基于一定的概率分布模型,统计提取影像的光谱、空间等特征并根据相应的判别准则对影像中的地物归类。表4列出了无人机遥感基于统计模式的农作物分类算法。从表4可以看出最大似然分类(Maximum Likelihood Classification, MLC)法是无人机遥感农作物分类研究中使用最广泛的统计分析方法。无人机影像有着厘米级的高空间分辨率,通过目视解译影像,就能够识别出部分的农作物类型。MLC算法能够充分利用这些先验知识,在训练样本均质性好、代表性强时有较好的分类效果。如王利民^[28]等基于无人机可见光影像,使用MLC算法对研究区的苜蓿、春玉米和夏玉米分类,总体精度为87%。但在农作物分布比较复杂的区域,数据往往不能满足正态分布的假设条件,使得分类结果具有较大的不确定性。如Tu^[58]等利用无人机高光谱全光谱数据,使用MLC算法区分研究区8种茶树类型,结果表明,MLC算法几乎将所有的茶树分类为福鼎大白品种,总体分类精度仅有48.40%。

表4 基于统计模式分类算法
Table 4 Classification algorithm based on statistical patterns

年份	作者	研究对象	分类算法	分类精度(%)
2013	王利民 ^[28] 等	苜蓿、春玉米、夏玉米	MLC	87
2013	田振坤 ^[59] 等	冬小麦	MLC	96.62
2014	李宗南 ^[53] 等	倒伏玉米	MLC	93.10~99.70
2017	Yang ^[54] 等	水稻、倒伏水稻	MLC	90.76
2018	Tu ^[58] 等	茶树品种(福安大白、泰茶、迎霜、乌牛早、黄旦、铁观音、梅占、福鼎大白)	MLC、MDC	95
2019	Sun ^[46] 等	玉米、倒伏玉米	MLC	86.61

注: MDC 为最小距离分类

3.2 基于农作物光谱特征的分类算法

植被指数阈值法是典型的利用农作物光谱特征分类方法,其通过选取合适的植被指数构建阈值监测模型进行分类。如李冰^[60]等基于无人机多光谱时间序列影像,从SAVI直方图曲线中获取阈值并成功提取出各生育期的冬小麦覆盖像元,获取了冬小麦在不同生长时期的覆盖度变化情况。然而植被指数阈值法仅能利用植被指数特征进行分类,对农作物分类精度提升有限。如郭鹏^[51]等基于无人机可见光影像,将植被指数阈值法和

MLC 应用于棉花、玉米和葡萄的分类，对比 2 种方法的分类结果，表明植被指数阈值法提取结果的误差较大，分别为 11.75%、5.46% 和 30.58%，明显低于基于色彩与纹理特征的 MLC 分类精度。

3.3 机器学习分类算法

随着计算机技术的发展，机器学习方法被广泛应用到遥感影像分类研究中，包括支持向量机 (Support vector machine, SVM)、随机森林 (Random forest, RF)、卷积神经网络 (Convolutional neural network, CNN) 等。表 5 列出了近年来国内外无人机遥感农作物分类研究使用的机器学习算法。从表 5 可以看出 SVM 和 RF 算法是无人机遥感农作物分类常用的机器学习算法，分类精度较好。SVM 算法具有较好的抗噪性、适应性，适合小样本学习，如 Pérez-Ortiz^[34] 等基于无人机可见光影像，采用 SVM 算法识别向日葵田间杂草，识别精度达 95.5%。RF 算法泛化能力强，数据挖掘能力好，在处理类别庞杂且类间异质性高的高维数据上表现优良。Zhao^[41] 等使用 Sentinel-2A 数据同无人机可见光影像融合，利用 RF、SVM 和 NN (神经网络) 算法对水稻、玉米、大豆、荞麦等 10 种地物分类，结果表明 RF 算法分类结果最准确，总体分类精度为 88.32%。随着深度学习技术的迅速发展，近年来，国内外学者开始关注于使用深度学习算法提高无人机遥感农作物分类精度，其中以 CNN 算法最为常用。CNN 算法能自动学习图像本质、抽象的特征，避免了传统方法中人工特征选取的繁琐流程，可有效提高农作物分类精度。如 Hu^[61] 等将 CNN 与条件随机场 (Conditional random fields, CRF) 模型相结合对洪湖市的 17 种农作物分类，结果表明 CRF-CNN 算法分类精度最高，优于 SVM、CNN 算法。

表 5 机器学习分类算法
Table 5 Machine learning classification algorithm

年份	作者	研究对象	分类算法	分类精度 (%)
2016	Pérez-Ortiz ^[34] 等	向日葵、杂草	SVM	95.50
2017	Lottes ^[23] 等	甜菜、杂草	RF	93
2017	Dos A ^[22] 等	大豆、杂草	SVM、AdaBoost、RF、CNN	CNN 最优 (98)
2017	张超 ^[62] 等	玉米、制种玉米	DT	90.90
2018	Hu ^[61] 等	油菜、小白菜、白菜、胡萝卜、蒜苗、榨菜等	SVM、CNN、CNN-CRF	CNN-CRF 最优 (91.79)
2018	Böhler ^[44] 等	玉米、甜菜、谷物、草地、油菜籽	RF	86.30
2019	汪传建 ^[47] 等	棉花、玉米、西葫芦	CNN、SVM、BP 神经网络	CNN 最优 (97.75)
2019	Zhao ^[41] 等	水稻、玉米、大豆、荞麦	RF、SVM、NN	RF 最优 (88.32)
2020	李志铭 ^[55] 等	玉米、桃树、草地	KNN、SVM、NB、ANN、DT、RF	SVM 最优 (83.42)

注：NB 为朴素贝叶斯，KNN 为 K 最近邻法，ANN 为人工神经网络，CNN-CRF 为基于条件随机场的卷积神经网络，AdaBoost 为自适应提升算法



2020年4月

4 问题和展望

随着无人机低空遥感技术的发展,无人机遥感农作物分类研究在传感器使用方面由早期的数码相机向多光谱、高光谱相机过渡;在监测内容方面,从水稻、玉米等单一农作物识别向多种农作物精细分类方向发展。此外,分类算法逐步精进,由最初的常规统计分类算法、农作物光谱特征分类算法向机器学习的分类算法转变。虽然无人机遥感农作物精细分类已经取得了长足的进展,但仍存在一些不足,需要进一步研究。

(1) 无人机遥感监测范围。受飞行时间限制,无人机遥感监测范围小,数据采集能力受限,无法在较大尺度区域内实现对农作物的精准监测。目前,已有学者将无人机遥感可见光影像与 Sentinel-2A 遥感影像融合获取高空间、光谱分辨率影像成功进行了农作物精细分类研究,但分类尺度较小。因此,深入研究无人机遥感影像与卫星遥感影像融合技术,发挥两平台优势以拓宽农作物精细监测范围,将是未来无人机遥感农作物精细分类研究的一个重要内容。

(2) 无人机遥感农作物分类特征选取。现有研究普遍使用光谱特征、色彩特征和空间特征用于分类,在农作物种植结构复杂的地区,对分类精度的提高作用有限。此外,国内外使用高光谱影像进行农作物分类的研究较少,利用高光谱影像进行农作物精细分类研究的最优分类特征或特征组合尚未明确。因此,优化构建无人机遥感农作物分类新型特征、优选高光谱影像的分类特征及特征组合是未来无人机遥感农作物分类需要解决的重点任务。

(3) 无人机遥感农作物分类算法改进。不同类型的分类算法各有优缺点,适用范围也不同。基于光谱特征的分类算法无法利用农作物非光谱信息,分类精度受限;基于统计模式和机器学习的分类算法对训练样本的选择有一定要求,分类精度不稳定。此外,现有研究往往使用单一分类器进行农作物分类,在农作物类型多样、种植结构复杂的地区,由于分类不具针对性致使分类精度较低。因此,在今后的研究中,应该面向无人机遥感影像农作物分类需求,通过改进现有算法或组合多类型分类器获取适合无人机遥感的农作物分类算法。

参考文献

- [1] 赵春江. 农业遥感研究与应用进展. 农业机械学报, 2014, 45(12): 277-293.
- [2] 郭交, 朱琳, 靳标. 基于 Sentinel-1 和 Sentinel-2 数据融合的农作物分类. 农业机械学报, 2018, 49(4): 192-198.
- [3] Adão T, Hruška J, Pádua L, et al. Hyperspectral imaging: a review on UAV-based sensors, data processing and applications for agriculture and forestry. *Remote Sensing*, 2017, 9(11): 1110.
- [4] Alyssa W, Inbal B R, Christopher J. A framework for defining spatially explicit earth observation requirements for a global agricultural monitoring initiative (GEOGLAM). *Remote Sensing*, 2015, 7(2): 1461-1481.
- [5] 吴静, 吕玉娜, 李纯斌, 等. 基于多时相 Sentinel-2A 的县域农作物分类. 农业机械学报, 2019, 50(9): 194-200.
- [6] Hu Q, Ma Y X, Xu B D, et al. Estimating sub-pixel soybean fraction from time-series modis data using an optimized geographically weighted regression model. *Remote sensing*, 2018, 10(4): 491.
- [7] Arvor D, Jonathan M, Meirelles M S P, et al. Classification of MODIS EVI time series for crop mapping in the state of Mato Grosso, Brazil. *International journal of remote sensing*, 2011, 32(22): 7847-7871.

- [8] Xie Y H, Lark T J, Brown J F, et al. Mapping irrigated cropland extent across the conterminous United States at 30 m resolution using a semi-automatic training approach on Google Earth Engine. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2019, 155: 136–149.
- [9] Wu W B, Yu Q Y, Peter V H, et al. How could agricultural land systems contribute to raise food production under global change? *Journal of Integrative Agriculture*, 2014, 13(7): 1432–1442.
- [10] 杨邦杰, 裴志远, 周清波, 等. 我国农情遥感监测关键技术研究进展. *农业工程学报*, 2002, 18(3): 207–210.
- [11] 汪沛, 罗锡文, 周志艳, 等. 基于微小型无人机的遥感信息获取关键技术综述. *农业工程学报*, 2014, 30(18): 1–12.
- [12] 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.
- [13] 纪景纯, 赵原, 邹晓娟, 等. 无人机遥感在农田信息监测中的应用进展. *土壤学报*, 2019, 56(4): 773–784.
- [14] 吴金胜, 刘红利, 张锦水. 无人机遥感影像面向对象分类方法估算市域水稻面积. *农业工程学报*, 2018, 34(1): 70–77.
- [15] 牛亚晓, 张立元, 韩文霆, 等. 基于无人机遥感与植被指数的冬小麦覆盖度提取方法. *农业机械学报*, 2018, 49(4): 212–221.
- [16] 闵文芳, 江朝晖, 李想, 等. 基于无人机平台和图像分析的田间作物检测. *湖南农业大学学报(自然科学版)*, 2017, 43(2): 212–216.
- [17] 黄宇, 陈兴海, 刘业林, 等. 基于无人机高光谱不同高度的地物快速识别研究. *安徽农业科学*, 2018, 46(11): 170–173.
- [18] 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): 152–157.
- [19] 韩文霆, 李广, 苑梦婵, 等. 基于无人机遥感技术的玉米种植信息提取方法研究. *农业机械学报*, 2017, 48(1): 139–147.
- [20] 吴智超, 李长春, 冯海宽, 等. 基于无人机数码影像的马铃薯覆盖度提取方法. *农业机械学报*, 2020, 51(3): 164–170.
- [21] Torres-Sánchez J, López-Granados F, Peña J M. An automatic object-based method for optimal thresholding in UAV images: Application for vegetation detection in herbaceous crops. *Computers & Electronics in Agriculture*, 2015, 114: 43–52.
- [22] Dos A, Matte D, Gonçalves G, et al. Weed detection in soybean crops using ConvNets. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2017, 143: 314–324.
- [23] Lottes P, Khanna R, Pfeifer J, et al. UAV-based crop and weed classification for smart farming. *2017 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, 2017.
- [24] Liu T, Li R, Zhong X, et al. Estimates of rice lodging using indices derived from UAV visible and thermal infrared images. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2018, 252: 144–154.
- [25] Han L, Yang G, Feng H, et al. Quantitative identification of maize lodging-causing feature factors using unmanned aerial vehicle images and a nomogram computation. *Remote Sensing*, 2018, 10(10): 1528.
- [26] Chu T, Starek M, Brewer M, et al. Assessing lodging severity over an experimental maize (*zea mays l.*) field using UAS images. *Remote Sensing*, 2017, 9(9): 923.
- [27] 董锦绘, 杨小冬, 高林, 等. 基于无人机遥感影像的冬小麦倒伏面积信息提取. *黑龙江农业科学*, 2016, 10: 147–152.
- [28] 王利民, 刘佳, 杨玲波, 等. 基于无人机影像的农情遥感监测应用. *农业工程学报*, 2013, 29(18): 136–145.
- [29] 张超, 刘佳佳, 苏伟, 等. 基于小波包变换的农作物分类无人机遥感影像适宜尺度筛选. *农业工程学报*, 2016, 32(21): 95–101.
- [30] Yan Y N, Deng L, Liu X L. Application of UAV-based multi-angle hyperspectral remote sensing in fine vegetation classification. *Remote Sensing*, 2019, 11(23): 2753.
- [31] 刘鹏. 基于高光谱技术的植物分类及状态监测方法研究. 杭州: 杭州电子科技大学, 2019.
- [32] Wei L F, Yu M, Zhong Y, et al. Spatial-spectral fusion based on conditional random fields for the fine classification of crops in UAV-borne hyperspectral remote sensing imagery. *Remote Sensing*, 2019, 11(7): 780.
- [33] Liu M, Yu T, Gu X, et al. The impact of spatial resolution on the classification of vegetation types in highly fragmented planting areas based on Unmanned Aerial Vehicle hyperspectral images. *Remote Sensing*, 2020, 12(1): 146.
- [34] Pérez-Ortiz M, Peña J M, Gutiérrez P A, et al. Selecting patterns and features for between-and within-crop-row weed mapping using UAV-imagery. *Expert Systems with Applications*, 2016, 47: 85–94.



2020年4月

- [35] 戴建国, 张国顺, 郭鹏, 等. 基于无人机遥感可见光影像的北疆主要农作物分类方法. 农业工程学报, 2018, 34(18): 130-137.
- [36] 李明, 黄愉淇, 李绪孟, 等. 基于无人机遥感影像的水稻种植信息提取. 农业工程学报, 2018, 34(4): 108-114.
- [37] 李路曼, 郭鹏, 张国顺, 等. 基于无人机可见光遥感的棉花面积信息提取. 新疆农业科学, 2018, 55(3): 548-555.
- [38] Barrero O, Perdomo S A. RGB and multispectral UAV image fusion for Gramineae weed detection in rice fields. *Precision Agriculture*, 2018, 19(5): 809-822.
- [39] 黄登红, 周忠发, 吴跃, 等. 基于无人机可见光影像的高原丘陵盆地地区山药植株识别. 热带地理, 2019, 39(4): 571-582.
- [40] 刘斌, 史云, 吴文斌, 等. 基于无人机遥感可见光影像的农作物分类. 中国农业资源与区划, 2019, 40(8): 55-63.
- [41] Zhao L, Shi Y, Liu B, et al. Finer classification of crops by fusing UAV images and sentinel-2a data. *Remote Sensing*, 2019, 11(24): 3012.
- [42] Peña J M, Torres-Sánchez J, Kelly M, et al. Weed mapping in early-season maize fields using object-based analysis of unmanned aerial vehicle (UAV) images. *PLoS one*, 2013, 8(10): e77151.
- [43] Stroppiana D, Villa P, Sona G, et al. Early season weed mapping in rice crops using multi-spectral UAV data. *International journal of remote sensing*, 2018, 39(15/16): 5432-5452.
- [44] Böhler J E, Schaepman M E, Kneubühler M, et al. Optimal timing assessment for crop separation using multispectral Unmanned Aerial Vehicle (UAV) data and textural features. *Remote Sensing*, 2019, 11(15): 1780.
- [45] 戴建国, 张国顺, 郭鹏, 等. 基于无人机遥感多光谱影像的棉花倒伏信息提取. 农业工程学报, 2019, 35(2): 63-70.
- [46] Sun Q, Sun L, Shu M Y, et al. Monitoring maize lodging grades via unmanned aerial vehicle multispectral image. *Plant Phenomics*, 2019.
- [47] 汪传建, 赵庆展, 马永建, 等. 基于卷积神经网络的无人机遥感作物识别. 农业机械学报, 2019, 50(11): 161-168.
- [48] 张新乐, 官海翔, 刘焕军, 等. 基于无人机多光谱影像的完熟期玉米倒伏面积提取. 农业工程学报, 2019, 35(19): 98-106.
- [49] 章毓晋. 图像工程(上册)——图像处理(第2版). 北京: 清华大学出版社, 2006.
- [50] Pal M, Foody G M. Feature selection for classification of hyperspectral data by SVM. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2010, 48(5): 2297-2307.
- [51] 郭鹏, 武法东, 戴建国, 等. 基于无人机可见光影像的农田作物分类方法比较. 农业工程学报, 2017, 33(13): 112-119.
- [52] 贾坤, 李强子. 农作物遥感分类特征变量选择研究现状与展望. 资源科学, 2013, 35(12): 2507-2516.
- [53] 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.
- [54] Yang M D, Huang K S, Kuo Y H, et al. Spatial and spectral hybrid image classification for rice lodging assessment through UAV imagery. *Remote Sensing*, 2017, 9(6): 583.
- [55] 李志铭, 赵静, 兰玉彬, 等. 基于无人机可见光图像的作物分类研究. 西北农林科技大学学报(自然科学版), 2020, 48(6): 137-144.
- [56] 李秋子, 胡珊. 基于无人机遥感影像分类方法研究. 湖南农业科学, 2019(7): 93-96.
- [57] 任越美. 高光谱图像特征提取与分类方法研究. 西安: 西北工业大学, 2017.
- [58] Tu Y X, Meng B, Wan Y K, et al. Tea cultivar classification and biochemical parameter estimation from hyperspectral imagery obtained by uav. *Peerj*, 2018, 6(5): e4858.
- [59] 田振坤, 傅莺莺, 刘素红, 等. 基于无人机低空遥感的农作物快速分类方法. 农业工程学报, 2013, 29(7): 109-116.
- [60] 李冰, 刘镛源, 刘素红, 等. 基于低空无人机遥感的冬小麦覆盖度变化监测. 农业工程学报, 2012, 28(13): 160-165.
- [61] Hu X, Zhong Y, Luo C, et al. Fine classification of typical farms in southern China based on airborne hyperspectral remote sensing images. *2018 7th International Conference on Agro-geoinformatics*, 2018.
- [62] 张超, 乔敏, 刘哲, 等. 基于无人机和卫星遥感影像的制种玉米田识别纹理特征尺度优选. 农业工程学报, 2017, 33(17): 98-104.

Progress on fine classification of crops based on unmanned aerial vehicle remote sensing

Tian Tian, Wang Di, Zeng Yan, Zhang Ying, Huang Qing*

(Key Laboratory of Agricultural Remote Sensing, Ministry of Agriculture and Rural Affairs/Institute of Agricultural Resources and Regional Planning, Chinese Academy of Agricultural Sciences, Beijing 100081, China)

Abstract: [Purpose] Fine classification of crops is an important prerequisite and basis for area estimation, growth monitoring, yield forecasting and disaster assessment. In recent years, unmanned aerial vehicle (UAV) low-altitude remote sensing technology has become an important tool for fine classification of crops at field scale due to its advantages such as low operating cost, high spatial resolution and strong flexibility. [Method] This paper systematically summarizes the research progress of UAV remote sensing in fine classification of crops in the past 10 years at home and abroad, introduces the commonly used UAV platforms and sensors, summarizes the selection of crop classification features and the use of classification algorithms, and points out the problems existing in the research. [Result] There are some shortcomings in the existing research on fine classification of crops by UAV remote sensing: (1) UAV remote sensing monitoring area is small, unable to achieve accurate crop monitoring in large scale areas. (2) Crop classification features applicable to UAV remote sensing still need to be further explored, and crop classification features and feature combinations oriented to hyperspectral images still need to be further clarified. (3) The single classifier is used, and the universality and stability of the classification algorithm are not strong. [Conclusion] The development trend of UAV remote sensing crop classification research mainly includes three aspects: (1) Efficient fusion of UAV remote sensing images and satellite-borne remote sensing data will broaden the monitoring range of UAV. (2) Research on feature extraction and optimization of crop classification for UAV remote sensing images. (3) Development of crop classification algorithms suitable for UAV remote sensing.

Key words: unmanned aerial vehicle; remote sensing; crop classification; multispectral; hyperspectral