

doi: 10. 6046/gtzyyg. 2019. 02. 01

引用格式: 韩衍欣,蒙继华. 面向地块的农作物遥感分类研究进展[J]. 国土资源遥感,2019,31(2):1-9. (Han Y X,Meng J H.
A review of per - field crop classification using remote sensing[J]. Remote Sensing for Land and Resources,2019,31(2):1-9.)

面向地块的农作物遥感分类研究进展

韩衍欣^{1,2}, 蒙继华¹

(1. 中国科学院遥感与数字地球研究所数字地球重点实验室,
北京 100101; 2. 中国科学院大学,北京 100049)

摘要: 农作物遥感分类是农作物面积监测的核心问题,对于进一步开展农作物长势、产量等专题监测具有重要意义。与同质像元聚类得到的对象相比,地块数据包含了更为精确的位置和面积信息,被越来越多地应用于农作物遥感分类。首先,系统总结了面向地块农作物遥感分类在理论、方法和实践中取得的进展;然后,分析了该方法目前存在的问题;最后,对未来的发展趋势进行了展望。研究认为,数字化和影像分割是获取地块数据的主要途径,陆续发布的全国地块数据集也给面向地块农作物遥感分类带来了新的契机;将面向地块的农作物遥感分类策略分为考虑地块整体特征和以像元为基础 2 种,并总结了遥感分类特征和分类方法取得的进展;在未来一段时间,多源数据的应用、地块边界检测技术的发展、分类特征的挖掘以及遥感分类运行化能力的提高将是面向地块农作物遥感分类的重要研究内容。

关键词: 面向地块; 农作物; 遥感; 分类

中图法分类号: TP 79 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001 - 070X(2019)02 - 0001 - 09

0 引言

我国是一个农业大国,农业问题一直是人们关注的焦点。人口的不断增长和耕地资源的减少,促使我国现代化农业生产向集约化、精准化方向发展^[1]。随着这种转变,农业生产过程中对空间信息,特别是动态、大范围、及时快速的农作物信息需求越来越迫切^[2]。及时了解农作物空间分布、长势、产量以及农业灾害等信息,对于实现科学管理和农作物增产、辅助政府决策者宏观掌握粮食生产和调控农产品贸易具有重要意义^[3-4]。

遥感具有覆盖面积大、高效及时、省时省力的优点,能够为农业部门提供及时准确的农田信息,越来越多地应用于农业生产与管理^[5]。目前,遥感已经成为精准农业中获取农作物信息的重要手段,在农作物分类^[6]、长势评价^[7-8]、物候监测^[9]、产量估测^[10]和农业灾害评估^[11]等领域取得了越来越多的成果。农作物种植面积是影响粮食产量的重要因素之一^[12],它反映了农业生产资源的情况,是重要的

农情信息^[13]。了解农作物空间分布信息是开展农作物长势、产量和成熟期等专题监测的前提,而提取这一信息的关键是农作物类型的精确识别,遥感为其提供了丰富的数据和方法^[14]。通过遥感快速、准确识别各种农作物类型,对于完善农作物面积监测方法、开展农作物生产水平遥感评估等具有重要意义。

通常,根据分类的基本单元,可以将农作物遥感分类方法分为面向亚像元、像元、对象和地块 4 种类型^[15],这些分类方法在理论、技术方法和实践方面都取得了长足的进展^[16-18]。传统基于像元的分类仅着眼于局部而忽视地物之间的关联关系,始终存在光谱变异和光谱混合问题,严重影响农作物分类精度^[19-21],因此许多学者根据农作物种植结构特点,采取以地块为基本单元的分类方式来提高分类精度^[2]。面向地块的农作物遥感分类利用真实的地块边界矢量数据,可以解决面向像元分类存在的问题,相对于面向对象分类也更加符合实际。另外,面向地块的农作物遥感分类以地块为核心,有助于针对地块形态特点选择适宜空间分辨率的数据进行

收稿日期: 2018 - 01 - 24; 修订日期: 2018 - 03 - 23

基金项目: 高分辨率对地观测系统重大专项项目“GF-6 卫星宽幅相机作物类型精细识别与制图技术”(编号: 09 - Y20A05 - 9001 - 17/18)、“GF-6 卫星宽幅相机影像植被参数定量反演技术”(编号: 30 - Y20A03 - 9003 - 17/18)和国家自然科学基金面上项目“基于作物模型与遥感数据同化的农田土壤速效养分反演方法研究”(编号: 41871261)共同资助。

第一作者: 韩衍欣(1994 -),男,硕士研究生,主要从事农作物遥感分类及长势监测方面的研究。Email: hanyx@radi.ac.cn。

通信作者: 蒙继华(1977 -),男,研究员,主要从事作物遥感监测及精准农业遥感应用方面的研究。Email: mengjh@radi.ac.cn。

分类,降低分类精度对影像空间分辨率的依赖。一系列国情调查的有序推进,全面查清了我国土地利用状况,陆续发布了很多重要的数据成果,其中包括农村土地的范围、类型、面积和权属等数据。随着这些成果的推广应用,地块数据越来越容易获取,给面向地块的农作物遥感分类提供了新的机遇。

本文对面向地块农作物遥感分类的研究进展进行总结,首先,介绍了地块数据获取的现状;其次,对面向地块分类的分类策略、分类特征和分类方法进行综述和分析,同时指出该方法存在的问题和面临的挑战;最后,对未来发展趋势进行了展望。

1 地块数据获取的现状

1.1 地块的定义与特点

地块是指具有同一权属主的完整封闭的农田,是农户生产经营的最小单位,是实现农作物生产规划、管理和效益评价的基本单元^[22-23]。一般来说,一个地块只种植一种农作物,其边界具有长期稳定性,可以重复多次使用,有利于开展基于地块的农作物遥感分类。地块是一种特殊的对象,面向地块分类正是将遥感影像分为一个个地表真实的“地块”对象并将其作为基本单元进行分类,根据地块内像元的特性统计赋予地块农作物类型,而不只是确定每个像元的类型。地块与普通对象又有所区别,对象是通过对高空间分辨率遥感影像进行分割得到的,它的实质是相对同质像元的集合;而地块作为一种典型的地理对象,内部除了农作物纯像元外,还可能存在一些混合像元和内部变异。地块与普通对象的另一个区别是边界,对象边界为了与像元边缘保持一致往往呈锯齿状,而现实中的地块边界更加平滑。最后,对象仅针对像元间的同质性进行聚类,是自然的;而地块经过人工勾绘,与农作物种植实际情况相符,同时也被赋予了更多的社会属性。总的来说,地块在参考像元间关系的基础上,更多地考虑了农作物种植的真实情况,提供了更为准确的边界、地理位置以及面积信息。因此,以地块为基本单元的农作物遥感分类与面积监测在精度和效率上都有很大优势,可以服务于农业普查和农业保险等领域。

1.2 现有的地块提取方法

目前面向地块的农作物遥感分类研究中,地块边界矢量多来自于对卫星影像、地籍数据或拓扑图的数字化^[24]。通过专业人员对高空间分辨率影像的目视解译,在考虑像元相近性的基础上引入先验知识,可以更加准确地进行地块边界提取。但是在获取大范围地块边界数据时,人工数字化的方式会耗费大量时

间,效率较低。

影像分割技术是获取地块边界的另一种方式,它基于相邻像元之间的光谱异质度及设定的光谱异质阈值对像元进行合并和分割,形成由多个同质像元组成的目标对象^[25]。对于同一景影像,通过选择最优分割尺度可以较为准确地提取地块边界,但最优分割尺度的选取比较复杂,它主要受地物类型、周围环境对比度和内部异质性影响^[26]。在众多分割算法中,多尺度分割(multiresolution segmentation, MRS)算法应用最为广泛^[27-30],其中由 eCognition 软件提供的分型网络演化方法(fractal net evolution approach, FNEA)在视觉和数量方面都优于其他 MRS 算法^[31-32]。但是 MRS 算法中,每一类只能选择一个尺度,它忽略了周围环境和内部异质性的影响,因此还不足以生产出精确的分割结果。另外,用户还需手动选择最优分割参数(包括定义斑块大小的“分割尺度”、多光谱波段“颜色/形状”的权重和斑块紧密程度的“平滑/紧密”)来提升分割效果,而这一过程需要一定的经验,且是相当费时费力的^[33]。尽管影像分割技术已有了较大发展,但仍不能像目视解译般准确获取所有地物边界^[34],因此自动分割得到的地块边界往往仍需要手动修正才能与实际边界吻合。

1.3 已有的全国地块数据

随着一系列国情普查成果的推广应用,地块边界数据更容易获取^[19]。目前的国情普查主要有第二次全国土地调查、第一次全国地理国情普查、第三次全国农业普查和农村土地确权,虽然这些普查工作内容和重点不同,但都针对我国土地情况展开了调查,形成了多种全国范围的地块数据集。

第二次全国土地调查于 2009 年完成,利用现有土地调查成果和 3S 技术,以 1:10 000 比例尺和 5 m 图斑采集精度对农村土地进行调查,确定了每块土地的地类、面积、权属和分布信息,形成了最小图斑面积为 600 m² 的全国各级基本农田的分布数据^[35]。2013—2015 年第一次全国地理国情普查基于覆盖全国的空间分辨率优于 1 m 的多源遥感影像数据,开展了地表覆盖调查(包括植被、水体、建筑物及地理单元等的普查),查清了我国农田植被分布情况,地块图斑采集精度和最小图斑面积分别为 2.5 m 和 400 m²^[36-37]。第三次全国农业普查的重要内容之一是农作物种植面积遥感测量,查清了我国农村土地利用和流转情况^[38]。农村土地确权是指土地所有权、土地使用权和其他项权利的确认、确定,全面开展农村土地确权登记颁证工作,有利于掌握农用地的空间信息和权属信息^[39]。在开展普查工作的

同时,国家也在建立健全数据共享机制,加强对普查成果的及时转化和广泛利用。随着普查成果的不断发布,越来越多的地块数据实现了共享,将为面向地块的农作物遥感分类提供重要数据支撑。

2 面向地块农作物遥感分类研究进展

面向地块的农作物分类思想最早由 Derenyi^[40]提出,它为解决像元分类面临的光谱变异和光谱混合问题提供了一个简单有效的解决方案,之后国内外学者开展了大量研究,在面向地块农作物分类领域取得了较大进展。Wit 等^[34]研究了面向地块思想在运行化农作物遥感监测的精度和效率,结果表明地块边界有效降低了分类误差,总体精度可达 85% 以上,但是地块边界数字化效率较低; Conrad 等^[41]利用影像自动分割技术勾绘地块数据,在中亚干旱区开展了面向地块的灌溉作物分类,实现了 80% 的分类精度; 顾晓鹤等^[19]使用不同特征和不同分类器进行面向地块的冬小麦种植面积估算,结果表明基于地块分类的冬小麦总量精度和位置精度均高于像元分类; Löw 等^[42]根据前人研究选取了多种农作物分类特征,研究了特征选择对面向地块农作物分类精度和空间不确定性的影响。以上研究表明,面向地块的农作物遥感分类切合实际,能够实现较高的分类精度。

2.1 面向地块分类策略

目前,面向地块农作物遥感分类采用的策略主要有 2 种^[34]。一种是将地块看成一个整体,通过像元平均等方式统计地块对象的特征(如平均反射率、平均植被指数、标准差和面积等),根据特征赋予地块不同的农作物类型^[43]。顾晓鹤等^[19]在开展面向地块的农作物分类时便采用了以上策略,取得了较好的效果。但是从像元尺度转换到地块尺度,训练样本数量会大幅减少,可能导致分类精度下降。另外一种以像元分类为基础,根据像元分类的结果赋予地块农作物类型属性(如将地块内像元占比最高的类别作为该地块农作物类型)。为了分析不同策略面向地块分类的优劣,Kussul 等^[44]改进了分类策略并对不同分类策略进行了研究。需要注意的是,不管采用哪种策略开展农作物遥感分类,均对地块边界数据的准确性有较高要求。因为在地块边界划分不准确的情况下,一个地块可能包含多种农作物,产生地块尺度的“混合地块”现象,最终会影响农作物的分类精度。

2.2 分类特征选择

2.2.1 分类特征

面向地块与传统面向像元、面向对象的农作物

遥感分类相比,可使用的分类特征差别不大,主要包括光谱特征、时相特征和空间特征。不管基于哪种分类单元进行遥感分类,分类特征的选择都是必不可少的,研究学者针对分类特征进行了相关研究。

光谱特征作为农作物遥感分类的物理基础,是农作物生理生化参数和环境因子共同作用的结果,但是农作物遥感识别中普遍存在“同物异谱”和“异物同谱”问题^[45]。如图 1 所示,农作物光谱受叶片内部各种色素(叶绿素为主)和水分含量等因素的影响,呈现出区别于水体、土壤和建筑物等其他地物的独特反射特征。刘亮等^[46]充分利用高光谱数据丰富的光谱特征,采用分层分类的方法对北京市顺义区农作物进行了精细识别,各种农作物分类精度达到了 95% 以上; Löw 等^[42]通过分析不同特征对面向地块农作物分类精度的影响发现,包含 Rapid-Eye 红边信息的特征能够有效提高农作物的识别精度; 刘佳等^[47]在研究中引入 RapidEye 红边波段后提高了不同农作物的可分性,总体识别精度提高了 6.7%。另外,通过对多波段运算获得的多种指数,如归一化植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI)、归一化水体指数(normalized difference water index, NDWI)和三角植被指数(triangular vegetation index, TVI)等特征在面向地块的农作物遥感分类中的应用也很广泛^[28]。微波数据可以提供农作物几何特征和土壤水分信息,在农作物生长发育不同时期呈现不同的散射特性,被较多地应用于识别水稻等农作物^[48]。Kussul 等^[44]在开展面向地块分类时,综合使用了 Landsat8 多光谱数据和 Sentinel-1A 合成孔径雷达数据,取得了较高的分类精度。

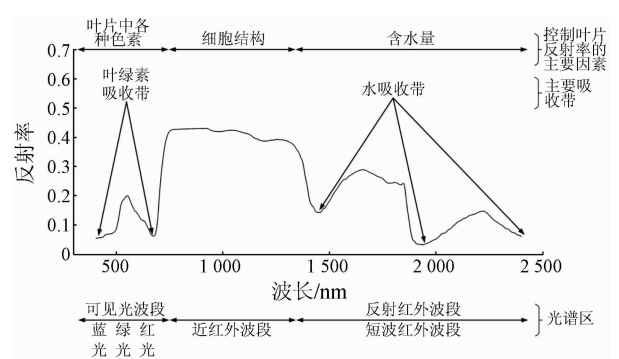


图 1 农作物反射光谱特征
Fig. 1 Reflectance spectra of crop

时相特征是指农作物在不同时相遥感影像上的变化规律,主要反映了农作物在不同物候阶段的生理生化差异。通过捕获关键物候期的遥感数据,分析农作物不同时期的特征,可以提高目标识别能力和精度。参考时相特征的农作物遥感分类,根据遥感影像数量的多少,主要分为基于单一时相、多时相

和时间序列遥感影像 3 种。Arikan^[49]选取多时相 Landsat7 ETM+ 影像,采用先面向像元再面向地块的分类策略进行农作物识别,识别精度比使用单景 8 月份影像提高了 10% 以上; Kussul 等^[50]使用 6 景 Landsat8 OLI 影像进行面向地块的分类,在分类时去除云像元的影响,有效提高了分类精度。

此外,遥感影像还可以提供空间特征,最常用的方法是提取影像的纹理特征,例如通过灰度共生矩阵计算的同质性和差异性等。研究表明,地形(高程、坡度、坡向等)和气象(日照、积温、风速、降水量等)等各类专题信息也可以作为辅助数据特征应用到农作物遥感识别中^[51]。Bolstad 等^[52]发现综合利用 Landsat TM 影像、土壤和地形信息可以获得较基于光谱数据分类更高的精度;吴炳方等^[53]通过将 Landsat TM 数据划分为各个小区进行局部光谱训练和监督分类,将早稻面积提取精度提高到 85% 以上,将中稻面积提取精度提高到 80% 以上。

2.2.2 特征选择

随着遥感技术的不断发展,高时间、高空间分辨率卫星不断涌现,提供了更丰富的地物分类特征,使农作物精细识别成为可能。但在实际应用中,训练样本有限,特征维数并不是越高越好,特征数量增加到某一临界点后,继续增加反而会导致分类精度变低,这种现象被称为“休斯”现象或“休斯”效应^[54]。因此,评价各种特征对分类的影响,从大量特征中优选出对分类贡献最大的特征,从而使用最优特征或特征组合识别农作物,可以降低特征提取和分类器的计算复杂度,降低分类结果的不确定性,显著提高农作物分类的效率。根据特征集合与学习算法结合方式的不同,特征选择策略可以分为 3 类:过滤式、封装式和嵌入式^[55]。

过滤式特征选择独立于分类学习算法,由数据集直接求得优化的目标函数,如特征的相关性和可分度等,用搜索算法得到最终的特征子集,最后应用于分类学习算法。过滤式特征选择算法主要有主成分分析法和单变量特征选择法等。王娜等^[56]基于单变量特征选择法对光谱特征、波段差值、植被指数和纹理特征等 76 个特征变量进行优选,分类总体精度达到 97.07%,Kappa 系数达到 0.96,降低特征维度的同时保证了较高的分类精度。过滤式的优点是简单、高效,但容易和后续的分类算法产生偏差,于是出现了封装式的特征选择算法。

封装式策略利用分类器的分类性能来评价特征子集的优劣,在特征空间中筛选出具有较高性能的子集,直接构造分类模型。在封装式的特征选择算法中,有很多用来评价特征子集的学习算法,如遗传

算法等,这些算法都是将分类算法性能作为子集的评价标准。该策略中特征选择算法直接成为分类学习算法的一个组成部分,有利于关键特征的辨识,同时准确率比较高。但是该算法在速度上比过滤式慢,时间复杂度较高。

嵌入式特征选择是一种基本的归纳算法,从根本上说是封装式的发展和延伸。嵌入式特征选择是在机器学习的过程中进行的,实现特征分类的方法是增加特征或者减少特征,也可以将不同特征组合。典型的嵌入式特征选择算法主要有支持向量机(support vector machine, SVM)递归特征消除算法以及随机森林算法等。Löw 等^[42]将随机森林算法作为特征选择策略,通过计算特征重要性得分对 71 个光谱特征和地学统计特征进行优选,并研究了不同特征对面向地块农作物分类的贡献大小。

2.3 分类方法

农作物遥感分类是一个复杂的过程,分类方法的选择是分类成功的关键。面向地块的农作物分类实质上只是改变了分类的基本单元,而且一些面向地块的分类是以像元分类为基础的,因此在分类方法的使用上与面向像元、面向对象分类是一致的。目前,国内外发展了各种分类技术,针对农作物面积的遥感提取方法除了常规的目视解译,最大似然、最小距离和 ISODATA 等一些传统的监督、非监督分类方法外,还发展了决策树、随机森林和 SVM 等很多先进的分类算法。

2.3.1 传统分类器

监督分类是计算机自动进行农作物遥感分类经常使用的一种手段,如美国 LACIE 计划使用 Landsat MSS 数据,其中部分结合航空影像,在已知地面样方小麦种植情况和位置的前提下,采用分层监督分类的方法提取小麦的种植面积,达到 90% 以上的提取精度^[57]; Yang 等^[58]使用 SPOT5 数据,比较了最小距离、马氏距离、最大似然和光谱角制图等传统监督分类法在农作物分类和面积提取效果上的差异,结果表明最大似然的精度高于其他 3 种分类方法,最高可达 91%。非监督分类方法不需要人工选择训练样本,仅需极少的人工初始输入,计算机自动根据像元光谱或空间等特征组成集群组,然后分类者将每个组与参考数据比较,将其划分到某一类中^[59]。长期以来,已经发展了很多非监督分类方法,常用的有 ISODATA 和 K-means 分类。Turker 等^[18]使用非监督分类方法开展面向地块的农作物遥感识别,对比了不同传感器数据下的分类效果,对不同传感器数据的适用场景进行了总结。

2.3.2 决策树与随机森林

决策树是由一系列的二叉树构成的树形分类器,根据规定的判断规则,不断地将影像的像元分割成相对同质的数据子集来确定影像中每个像元所属的正确类型。决策树分类方法具有直观简洁、可行性强、计算量小的特点。并且决策树分类还可以较好地对分类过程和结果进行解释,能够很好地表示不同类型之间的相互关系。Li 等^[60]基于 NDVI 时间序列数据,使用决策树进行面向对象的农作物分类,总体精度达到 90.87%。

通过改进决策树分类器,获得了很多新的数据挖掘算法,例如分类回归树、C5.0 和随机森林。随机森林是由多个决策树组成的组合型分类器,实质是对决策树算法的一种改进,它通过随机等方式建立多个决策树,分类时根据决策树对样本的投票决定样本所属的类型^[61]。随机森林能够在有效处理大量数据的同时避免过度拟合,具备训练样本快、分类精度高、抗噪性强等优点,因而被广泛应用于遥感分类领域^[62-63]。

Bagging 是组合型分类器中较为常用的算法,它的基本思想是从原始数据集中随机、独立地产生多个训练子集,然后将每个子集独立地运用于每个分类器,每个分类器对测试样本进行分类,最后将各个分类器的分类结果进行组合^[64]。随机森林采用 Bagging 算法思想,从原始数据集中选取 N 个训练子集,每个训练子集大小约为原始数据的 $2/3$,剩余的 $1/3$ 数据作为测试样本,通常被称为袋外数据(out-of-bag, OOB),OOB 可以用来估计内部误差,进而预测分类的正确率^[61]。根据自助样本集生成的多个决策树组成随机森林,新数据的分类结果根据决策树的投票结果而定。

2.3.3 SVM

SVM 是一种非参数分类器,能够解决复杂的分类问题。由于它具有适用于高维特征空间、小样本统计学习、抗噪声影响能力强等特点,因而在遥感分类中得到了广泛应用^[65]。如果采取考虑地块整体特征的策略进行面向地块的分类,训练样本会大大减少,这时 SVM 就可以发挥很大优势。Löw 等^[42]综合利用随机森林和 SVM 进行分类,首先根据随机森林重要性得分评价特征,然后选取不同特征进行 SVM 分类,研究了不同特征对面向地块农作物分类的影响; Gu 等^[66]对比了 SVM 和最大似然法的面向地块冬小麦面积监测情况,结果显示 SVM 分类精度为 97%,高于最大似然法的 90%,而且面向地块比面向像元能够获得更高、更稳定的分类精度。

3 存在问题

3.1 地块数据获取技术

虽然很多地区的地块数据作为普查成果已经实现了共享,但在不能通过该方式获取地块数据的情况下,矢量化和影像分割是 2 种常见的获取方式,而这 2 种方式又各有优缺点。通过对高空间分辨率影像等数据的矢量化可以获得地块边界,这种人工目视解译的方式获得的边界数据往往精度较高,与真实地理实体的重合度较高,但是该方式效率较低,难以在获取大范围地块边界时应用。影像分割技术通过对同质像元的自动聚类,很大程度上提高了获取地块边界的效率。但是,很多分割算法的结果是不可预测的,而且分割时无法将一些环境信息(如地块形状、种植结构等)考虑进去,在大多数情况下无法达到人工识别的准确率。因此,为快速获取准确的地块边界数据,应改进传统技术或发展新的地块边界获取方法。

3.2 地块内部不均一性

地块内部不均一性会对面向地块的农作物遥感分类产生干扰,主要包括 2 点问题:①地块与对象的主要区别是地块内部不仅包含同质像元,还存在一些其他像元(地块边界处的混合像元、由长势差异等原因引起的内部变异像元以及受云覆盖影响的像元等),无论采取何种面向地块分类的策略,这些干扰像元都将增加分类的不确定性;②虽然大多数地块数据常年不变,但由于农作物轮作与生产计划改变,仍有部分地块边界会发生变化。如果这部分地块数据更新不及时,可能出现一个地块种植多种农作物的情况。如何解决干扰像元与地块混合的问题,最大程度发挥地块数据在分类中的优势,亟需进一步研究。

3.3 遥感数据空间分辨率

一般来说,遥感数据的空间分辨率越高,其识别地物的能力越强,面向对象分类也大多针对高空间分辨率数据。但是,在实际开展农作物遥感识别工作中,农作物可分辨程度不完全决定于空间分辨率,而是和目标地块的形状、大小,以及它与周围地物亮度、结构的相对差异有关^[59]。因此,不应一味追求高空间分辨率,而是在获得精确的地块边界后,分析空间分辨率对面向地块农作物遥感分类的影响,研究不同地块形态(大小、形状等)下分类精度与空间分辨率的关系,进而选择最优空间分辨率的遥感数据。

3.4 分类特征

目前农作物遥感分类特征选择较多地考虑了遥感数据的光谱特征、时相特征和空间特征等,没有充分研究从农作物自身具有的特征进行具有机理性的特征变量的构建和选择^[51]。不同农作物种植特点、生理生化参数和冠层特征等差异特别明显,如果能将这些更具理论基础的特征(如地块形状、叶绿素含量、叶面积指数和株高等)应用于农作物遥感分类,将会大幅提高农作物遥感分类精度。因此,应该深入开展农作物遥感分类新型特征的挖掘与综合应用。

3.5 样本数量

在进行监督分类时,训练样本的数量对分类精度有较大影响,但是样本采集是一项费时费力的工作,通常情况下难以获得理想数量的分类样本。如何用较少的样本获得较高的精度是农作物遥感分类中值得思考的问题。在面向地块的农作物分类中,若采用先面向像元再面向地块分类的策略,则可以将点类型训练样本扩展至面,这样就大大增加了训练样本数量。另外,可以考虑不同分类器对训练样本的依赖度,在保证分类精度的同时选择对样本依赖度较低的分类器进行分类。

4 研究展望

随着遥感技术的快速发展,新型传感器不断涌现,尤其是高空间分辨率影像的出现,为农作物精细识别提供了更加丰富的信息。但是基于像元的高空间分辨率遥感分类往往面临光谱变异和光谱混合问题,面向地块的农作物遥感分类能够很好地解决以上问题。近年来,面向地块的农作物遥感分类取得了很大进展,但是仍存在很多难点和挑战,制约着分类精度和效率。未来应进一步开展面向地块的农作物遥感分类研究,提高农作物分类精度和效率,满足实际农业应用的需要。

1) 应用于面向地块农作物遥感分类的数据应多元化。高空间分辨率数据有助于获取准确的地块边界信息,因而被广泛应用于面向地块的农作物遥感分类。但是高空间分辨率影像意味着有更多的信息需要处理,因此需要发展新的遥感信息处理技术。在发展新技术的同时,不妨考虑在获得准确的地块边界后,针对研究区地块特点利用中低空间分辨率遥感影像进行农作物识别,充分发挥中低空间分辨率数据幅宽大、重访周期短、处理简单等优势。在进行农作物精细识别时,应充分考虑遥感数据光谱分辨率、空间分辨率和时间分辨率的关系,必要时充分

利用多源遥感数据实现农作物的精确提取。另外,地形、气象和各类专题信息等也可以作为辅助数据引入农作物分类中来,以提高农作物分类精度。

2) 地块边界获取技术有待进一步发展。尽管未来越来越多的地块数据将实现共享,但部分地区在初次绘制地块边界时仍存在问题。在获取大范围地块边界数据时,矢量化方式精度较高,但耗费大量人力、时间;影像分割虽然大大提高了效率,但其分割对象往往与实际地块不符。这些问题很大程度上影响了面向地块分类的实际应用。因此,应进一步研究影像分割技术,尽可能保证分割对象与地理实体的一致性,或者发展新的地块边界检测技术。

3) 分类特征应进一步挖掘与综合应用。目前在面向地块的农作物遥感分类中,多使用传统的光谱特征、时相特征和空间特征,分类特征的挖掘与综合应用将成为以后遥感分类的重要内容。地块面积和形态等一定程度上反映了不同农作物的种植特点及差异,因此可以尝试使用地块的周长、面积和形状等特征进行分类。另外,结合农作物自身特点,构建新的具有农学、生物学和物理学意义的分类特征,例如反映农作物冠层特征的叶面积指数、反映农作物生理生化状况的叶绿素、激光雷达数据的高度信息以及无人机可获得的株距行距等。这些新的特征与传统特征变量可以同时应用于农作物遥感分类,提高分类精度的同时使其更具可解释性。

4) 农作物遥感分类的运行化能力应进一步提升。目前国内利用遥感能够识别的农作物类型偏少,主要集中在小麦、玉米、水稻和大豆等主要农作物,而棉花、甘蔗、油菜和花生等其他农作物较少涉及,因此应该进一步挖掘遥感数据识别这些农作物的潜力,更好地满足不同用户对农作物识别的需求。农作物遥感分类的时效性也应进一步提高,农作物识别是其他一切工作的基础,只有及时准确地提取农作物空间分布,才能为农田管理打好基础。在实际农业应用中,应尽量简化遥感信息提取过程,以满足不同人群的需求,进一步扩大遥感在农业领域的应用。

参考文献(References):

- [1] 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[J]. 国土资源遥感, 2011, 23(3): 1-7. doi: 10. 6046/ gtzzyg. 2011. 03. 01.
- Meng J H, Wu B F, Du X, et al. A review and outlook of applying remote sensing to precision agriculture[J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2011, 23(3): 1-7. doi: 10. 6046/ gtzzyg. 2011. 03. 01.

- [2] 赵春江. 农业遥感研究与应用进展[J]. 农业机械学报, 2014, 45(12): 277–293.
Zhao C J. Advances of research and application in remote sensing for agriculture[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(12): 277–293.
- [3] 陈水森, 柳钦火, 陈良富, 等. 粮食作物播种面积遥感监测研究进展[J]. 农业工程学报, 2005, 21(6): 166–171.
Chen S S, Liu Q H, Chen L F, et al. Review of research advances in remote sensing monitoring of grain crop area[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2005, 21(6): 166–171.
- [4] 宋茜, 周清波, 吴文斌, 等. 农作物遥感识别中的多源数据融合研究进展[J]. 中国农业科学, 2015, 48(6): 1122–1135.
Song Q, Zhou Q B, Wu W B, et al. Recent progresses in research of integrating multi-source remote sensing data for crop mapping[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2015, 48(6): 1122–1135.
- [5] Atzberger C. Advances in remote sensing of agriculture: Context description, existing operational monitoring systems and major information needs[J]. Remote Sensing, 2013, 5(2): 949–981.
- [6] Wardlaw B D, Egbert S L, Kastens J H. Analysis of time-series MODIS 250 m vegetation index data for crop classification in the U. S. Central Great Plains[J]. Remote Sensing of Environment, 2007, 108(3): 290–310.
- [7] Yu K, Wang Z, Sun L, et al. Crop growth condition monitoring and analyzing in county scale by time series MODIS medium-resolution data[C]//Second International Conference on Agro-Geoinformatics, 2013: 1–6.
- [8] 韩衍欣, 蒙继华, 徐晋. 基于NDVI与物候修正的大豆长势评价方法[J]. 农业工程学报, 2017, 33(2): 177–182.
Han Y X, Meng J H, Xu J. Soybean growth assessment method based on NDVI and phenological calibration[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2017, 33(2): 177–182.
- [9] Islam A S, Bala S K. Assessment of potato phenological characteristics using MODIS-derived NDVI and LAI information[J]. GIScience and Remote Sensing, 2008, 45(4): 443–453.
- [10] Cheng Z, Meng J, Wang Y. Improving spring maize yield estimation at field scale by assimilating time-series HJ-1 CCD data into the WOFOST model using a new method with fast algorithms[J]. Remote Sensing, 2016, 8(4): 303.
- [11] 覃志豪, 高懋芳, 秦晓敏, 等. 农业旱灾监测中的地表温度遥感反演方法——以MODIS数据为例[J]. 自然灾害学报, 2005, 14(4): 64–71.
Qin Z H, Gao M F, Qin X M, et al. Methodology to retrieve land surface temperature from MODIS data for agricultural drought monitoring in China[J]. Journal of Natural Disasters, 2005, 14(4): 64–71.
- [12] Wu B, Li Q. Crop planting and type proportion method for crop acreage estimation of complex agricultural landscapes[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2012, 16(1): 101–112.
- [13] 刘庆生, 黄翀, 刘高焕, 等. 基于关键期HJ卫星数据提取无棣县作物种植面积[J]. 中国农学通报, 2014, 30(26): 284–290.
Liu Q S, Huang C, Liu G H, et al. Planting area extraction of a crop key growth period in Wudi County based on HJ satellite data[J]. Chinese Agricultural Science Bulletin, 2014, 30(26): 284–290.
- [14] 王立辉, 黄进良, 孙俊英. 基于SVM的环境减灾卫星HJ-1B影像作物分类识别研究[J]. 世界科技研究与发展, 2009, 31(6): 1029–1032.
Wang L H, Huang J L, Sun J Y. Study of crop classification by support vector machine on HJ-1B image[J]. World Sci-Tech R and D, 2009, 31(6): 1029–1032.
- [15] Lu D, Weng Q. A survey of image classification methods and techniques for improving classification performance[J]. International Journal of Remote Sensing, 2007, 28(5): 823–870.
- [16] Blaes X, Holecz F, Leeuwen H J C V, et al. Regional crop monitoring and discrimination based on simulated ENVISAT ASAR wide swath mode images[J]. International Journal of Remote Sensing, 2007, 28(2): 371–393.
- [17] Mariotto I, Thenkabail P S, Huete A, et al. Hyperspectral versus, multispectral crop-productivity modeling and type discrimination for the HypSIRI mission[J]. Remote Sensing of Environment, 2013, 139(4): 291–305.
- [18] Turker M, Ozdarici A. Field-based crop classification using SPOT4, SPOT5, IKONOS and QuickBird imagery for agricultural areas: A comparison study[J]. International Journal of Remote Sensing, 2011, 32(24): 9735–9768.
- [19] 顾晓鹤, 潘耀忠, 何馨, 等. 以地块分类为核心的冬小麦种植面积遥感估算[J]. 遥感学报, 2010, 14(4): 789–805.
Gu X H, Pan Y Z, He X, et al. Measurement of sown area of winter wheat based on per-field classification and remote sensing imagery[J]. Journal of Remote Sensing, 2010, 14(4): 789–805.
- [20] 张雨果, 王飞, 孙文义, 等. 基于面向对象的SPOT卫星影像梯田信息提取研究[J]. 水土保持研究, 2016, 23(6): 345–351.
Zhang Y G, Wang F, Sun W Y, et al. Terrace information extraction from SPOT remote sensing image based on object-oriented classification method[J]. Research of Soil and Water Conservation, 2016, 23(6): 345–351.
- [21] Smith G M, Fuller R M. An integrated approach to land cover classification: An example in the island of Jersey[J]. International Journal of Remote Sensing, 2001, 22(16): 3123–3142.
- [22] 潘瑜春, 黄兴荣, 马景宇, 等. 面向精准农业的农田地块更新地理信息系统[J]. 农机化研究, 2006(8): 77–81.
Pan Y C, Huang X R, Ma J Y, et al. Field parcel information collection and update system for precision agriculture[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2006(8): 77–81.
- [23] 李琴, 李大胜, 陈风波. 地块特征对农业机械服务利用的影响分析——基于南方五省稻农的实证研究[J]. 农业经济问题, 2017(7): 43–52.
Li Q, Li D S, Chen F B. Analysis of the effect of plot characteristics on the utilization of agricultural machinery: Based on the rice plots data of south China[J]. Issues in Agricultural Economy, 2017(7): 43–52.
- [24] Turker M, Arıkan M. Sequential masking classification of multi-temporal Landsat7 ETM+ images for field-based crop mapping in Karacabey, Turkey[J]. International Journal of Remote Sensing, 2005, 26(17): 3813–3830.
- [25] 范磊, 程永政, 王来刚, 等. 基于多尺度分割的面向对象分类方法提取冬小麦种植面积[J]. 中国农业资源与区划, 2010, 31(6): 44–51.

- Fan L, Cheng Y Z, Wang L G, et al. Estimation of winter wheat planting area using object - oriented method based on multi - scale segmentation [J]. Chinese Journal of Agricultural Resources and Regional Planning, 2010, 31 (6) : 44 - 51.
- [26] Zhang X, Du S. Learning selfhood scales for urban land cover mapping with very - high - resolution satellite images [J]. Remote Sensing of Environment, 2016, 178: 172 - 190.
- [27] Long J A, Lawrence R L, Greenwood M C, et al. Object - oriented crop classification using multitemporal ETM + SLC - off imagery and random forest [J]. GIScience and Remote Sensing, 2013, 50 (4) : 418 - 436.
- [28] Peña - Barragón J M, Ngugi M K, Plant R E, et al. Object - based crop identification using multiple vegetation indices, textural features and crop phenology [J]. Remote Sensing of Environment, 2011, 115 (6) : 1301 - 1316.
- [29] Peña J, Gutiérrez P, Hervás-Martínez C, et al. Object - based image classification of summer crops with machine learning methods [J]. Remote Sensing, 2014, 6 (6) : 5019 - 5041.
- [30] Stumpf A, Kerle N. Object - oriented mapping of landslides using random forests [J]. Remote Sensing of Environment, 2011, 115 (10) : 2564 - 2577.
- [31] Silveira M, Nascimento J C, Marques J S, et al. Comparison of segmentation methods for melanoma diagnosis in dermoscopy images [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2009, 3 (1) : 35 - 45.
- [32] Meinel G, Neubert M. A comparison of segmentation programs for high resolution remote sensing data [J]. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing XXXV, 2004: 1097 - 1105.
- [33] Zhou W, Huang G, Cadenasso M L. Does spatial configuration matter? Understanding the effects of land cover pattern on land surface temperature in urban landscapes [J]. Landscape and Urban Planning, 2011, 102 (1) : 54 - 63.
- [34] Wit A J W D, Clevers J G P W. Efficiency and accuracy of per - field classification for operational crop mapping [J]. International Journal of Remote Sensing, 2004, 25 (20) : 4091 - 4112.
- [35] 苏春梅, 曹殿才, 金成范. 地理国情普查数据与国土二调数据的对比分析 [J]. 测绘与空间地理信息, 2015 (9) : 100 - 102.
- Su C M, Cao D C, Jin C F. Study on comparative analysis of the data between the first geographical conditions census and the second national land cover census [J]. Geomatics and Spatial Information Technology, 2015 (9) : 100 - 102.
- [36] 陈俊勇. 关于地理国情普查的思考 [J]. 地理空间信息, 2014 (2) : 1 - 3.
- Chen J Y. Reflections on the national geographic conditions census [J]. Geospatial Information, 2014 (2) : 1 - 3.
- [37] 吴琼. 浅谈地理国情普查成果的应用 [J]. 测绘与空间地理信息, 2015 (10) : 106 - 108.
- Wu Q. Application of the result of general survey of national geographic condition [J]. Geomatics and Spatial Information Technology, 2015 (10) : 106 - 108.
- [38] 张亚亚. 基于 GF - 1 遥感影像的农作物面积测量方法研究 [D]. 长春: 吉林大学, 2017.
- Zhang Y Y. Research on the Method of Crop Area Measurement Based on GF - 1 Remote Sensed Data [D]. Changchun: Jilin University, 2017.
- [39] 张水华. 3S 技术在农村集体土地确权中的应用 [J]. 测绘与空间地理信息, 2014 (2) : 148 - 150.
- Zhang S H. 3S technology in the application of rural collective land counterpoising truly [J]. Geomatics and Spatial Information Technology, 2014 (2) : 148 - 150.
- [40] Derenyi E. A small crop information system [C] // Proceedings of Remote Sensing for Natural Resources, 1979: 78 - 87.
- [41] Conrad C, Fritsch S, Zeidler J, et al. Per - field irrigated crop classification in arid central asia using SPOT and ASTER data [J]. Remote Sensing, 2010, 2 (4) : 1035 - 1056.
- [42] Löw F, Michel U, Dech S, et al. Impact of feature selection on the accuracy and spatial uncertainty of per - field crop classification using support vector machines [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2013, 85 (6) : 102 - 119.
- [43] Blaes X, Vanhalle L, Defourny P. Efficiency of crop identification based on optical and SAR image time series [J]. Remote Sensing of Environment, 2005, 96 (3) : 352 - 365.
- [44] Kussul N, Lemoine G, Gallego F J, et al. Parcel - based crop classification in Ukraine using Landsat - 8 data and Sentinel - 1A data [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2017, 9 (6) : 2500 - 2508.
- [45] Kuenzer C, Knauer K. Remote sensing of rice crop areas: A review [J]. International Journal of Remote Sensing, 2013, 34 (6) : 2101 - 2139.
- [46] 刘亮, 姜小光, 李显彬, 等. 利用高光谱遥感数据进行农作物分类方法研究 [J]. 中国科学院大学学报, 2006, 23 (4) : 484 - 488.
- Liu L, Jiang X G, Li X B, et al. Study on classification of agricultural crop by hyperspectral remote sensing data [J]. Journal of the Graduate School of the Chinese Academy of Sciences, 2006, 23 (4) : 484 - 488.
- [47] 刘佳, 王利民, 滕飞, 等. RapidEye 卫星红边波段对农作物面积提取精度的影响 [J]. 农业工程学报, 2016, 32 (13) : 140 - 148.
- Liu J, Wang L M, Teng F, et al. Impact of red - edge waveband of RapidEye satellite on estimation accuracy of crop planting area [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2016, 32 (13) : 140 - 148.
- [48] Shao Y, Fan X, Liu H, et al. Rice monitoring and production estimation using multitemporal RADARSAT [J]. Remote Sensing of Environment, 2001, 76 (3) : 310 - 325.
- [49] Arkan M. Parcel based crop mapping through multi - temporal masking classification of Landsat7 images in Karacabey, Turkey [C] // Proceedings of the ISPRS Symposium. ISPRS, 2011.
- [50] Kussul N, Lemoine G, Gallego J, et al. Parcel based classification for agricultural mapping and monitoring using multi - temporal satellite image sequences [C] // Geoscience and Remote Sensing Symposium. IEEE, 2015: 165 - 168.
- [51] 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 [J]. 资源科学, 2013, 35 (12) : 2507 - 2516.
- Jia K, Li Q Z. Review of features selection in crop classification using remote sensing data [J]. Resources Science, 2013, 35 (12) : 2507 - 2516.
- [52] Bolstad P V, Lillesand T M. Rule - based classification models: Flexible integration of satellite imagery and thematic spatial data

[J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing,1992,58 (7):965-971.

[53] 吴炳方,刘海燕. 水稻种植面积估计的运行化遥感方法[J]. 遥感学报,1997,1(1):58-63.

Wu B F,Liu H Y. The operational methods for rice area estimation using remote sensing[J]. Journal of Remote Sensing,1997,1(1):58-63.

[54] Hughes G. On the mean accuracy of statistical pattern recognizers [J]. IEEE Transactions on Information Theory,1968,14(1):55-63.

[55] Guyon I,Elisseeff A. An introduction to variable and feature selection[J]. Journal of Machine Learning Research,2003,3(6):1157-1182.

[56] 王娜,李强子,杜鑫,等. 单变量特征选择的苏北地区主要农作物遥感识别[J]. 遥感学报,2017,21(4):519-530.

Wang N,Li Q Z,Du X,et al. Identification of main crops based on the univariate features selection in Subei[J]. Journal of Remote Sensing,2017,21(4):519-530.

[57] 王乃斌. 中国小麦遥感动态监测与估产[M]. 北京:中国科学出版社,1996.

Wang N B. Winter Wheat Dynamic Monitoring and Yield Estimation with Remote Sensing in China[M]. Beijing:Chinese Science and Technology Press,1996.

[58] Yang C,Everitt J H,Murden D. Evaluating high resolution SPOT5 satellite imagery for crop identification[J]. Computers and Electronics in Agriculture,2011,75(2):347-354.

[59] 赵英时. 遥感应用分析原理与方法[M]. 北京:科学出版社,2003.

Zhao Y S. The Principal and Method of Analysis of Remote Sensing Application[M]. Beijing:Science Press,2003.

[60] Li Q,Wang C,Zhang B,et al. Object-based crop classification with Landsat-MODIS enhanced time-series data[J]. Remote Sensing,2015,7(12):16091-16107.

[61] Breiman L. Random forests[J]. Machine Learning,2001,45(1):5-32.

[62] Miao X,Heaton J S,Zheng S F,et al. Applying tree-based ensemble algorithms to the classification of ecological zones using multi-temporal multi-source remote-sensing data[J]. International Journal of Remote Sensing,2012,33(6):1823-1849.

[63] 张晓羽,李凤日,甄贞,等. 基于随机森林模型的陆地卫星-8 遥感影像森林植被分类[J]. 东北林业大学学报,2016,44(6):53-57.

Zhang X Y,Li F R,Zhen Z,et al. Forest vegetation classification of Landsat8 remote sensing image based on random forests model[J]. Journal of Northeast Forest University,2016,44(6):53-57.

[64] Breiman L. Bagging predictors[J]. Machine Learning,1996,24(2):123-140.

[65] 贾坤,李强子,田亦陈,等. 遥感影像分类方法研究进展[J]. 光谱学与光谱分析,2011,31(10):2618-2623.

Jia K,Li Q Z,Tian Y C,et al. A review of classification methods of remote sensing imagery[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis,2011,31(10):2618-2623.

[66] Gu X,Pan Y,He X. Measurement of sown area of winter wheat based on per-field classification and remote sensing imagery[J]. Journal of Remote Sensing,2010,14(4):789-805.

A review of per-field crop classification using remote sensing

HAN Yanxin^{1,2}, MENG Jihua¹

(1. Key Laboratory for Digital Earth Science, Institute of Remote Sensing and Digital Earth, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China; 2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: Crop classification using remote sensing is the key to monitoring crop planting acreage and has great significance in further thematic monitoring. As field contains more accurate information of location and acreage than object which is the result of clustering similar pixels, it has been applied to crop classification using remote sensing increasingly. This paper summarizes the progress of per-field crop classification using remote sensing systematically, including its theories, methods and applications. Furthermore, a series of problems are analyzed and future study directions are viewed. Studies show that digitalization and image segmentation are the main approach to obtaining field boundary and more nationwide field database and bringing per-field classification a new opportunity. The strategies of per-field classification can be divided into two categories: using field features as input for the classifier and assigning field class based on per-pixel classification. The progress of features and classifiers in classification with remote sensing data are summarized further. It is indicated that combined application of multi-source data, development of field boundary detection, new features selection and improving implementation capacity of remote sensing image classification will be the crucial issues in per-field classification using remote sensing.

Keywords: per-field; crop; remote sensing; classification

(责任编辑: 张 仙)