

引用格式:吴志峰,骆剑承,孙营伟,等.时空协同的精准农业遥感研究[J].地球信息科学学报,2020,22(4):731-742. [Wu Z F, Luo J C, Sun Y W, et al. Research on precision agricultural based on the spatial-temporal remote sensing collaboration[J]. Journal of Geo-information Science, 2020,22(4):731-742.] DOI:10.12082/dqxxkx.2020.190726

时空协同的精准农业遥感研究

吴志峰¹, 骆剑承^{2,3*}, 孙营伟^{2,3}, 吴田军⁴, 曹 崢¹, 刘 巍^{2,3}, 杨颖频^{2,3}, 王玲玉⁵

1. 广州大学地理科学学院, 广州 510006; 2. 中国科学院空天信息创新研究院, 北京 100101; 3. 中国科学院大学, 北京 100049; 4. 长安大学地质工程与测绘学院, 西安 710064; 5. 贵州师范大学喀斯特研究院, 贵阳 550001

Research on Precision Agricultural based on the Spatial-temporal Remote Sensing Collaboration

WU Zhifeng¹, LUO Jiancheng^{2,3*}, SUN Yingwei^{2,3}, WU Tianjun⁴, CAO Zheng¹, LIU Wei^{2,3}, YANG Yingpin^{2,3}, WANG Lingyu⁵

1. School of Geographical Sciences, Guangzhou University, Guangzhou 510006, China; 2. Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China; 3. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China; 4. School of Geology Engineering and Geomatics, Chang'an University, Xi'an 710064, China; 5. Institute of Karst Science, Guizhou Normal University, Guiyang 550001, China

Abstract: High-resolution remote-sensing earth observation provide us with effective technical support for objectively inverting the surface patterns-process from the dimensions of space and time. This paper follows the research idea of space-temporal collaboration, and based on the high-resolution remote sensing images, we explored two typical problems in the agricultural remote sensing field: (1) proposed a division control and stratified extraction method for geo-parcel based on visual characteristics of images. Based on the division of DEM, we have designed different geo-parcel extraction models based on the differences in geometric and texture features in the division regions; (2) proposed a method for crop growth parameters inverting at the geo-parcel scale. Geo-parcel is the basic unit to perform physical parameter inversion under the constraints of space-time-attribute combination. The study taking geo-parcels extraction in Xixiu District of Anshun City in Guizhou Province and Fusui County in Guangxi as examples for the division control and stratified extraction method, and taking inversion of sugarcane leaf area index in Fusui County of Guangxi Province as examples for the method of crop growth parameters inverting at the geo-parcel scale. For the extraction of cultivated land in Xixiu District, The number of geo-parcels with morphological accuracy (IoU) greater than 0.7 accounts for more than 60%, and the accuracy of the types of regular geo-parcels, terraces, forests and grasslands exceeded 80%; also, for the inversion results of sugarcane leaf area index in Fusui County, the results can accurately reflect the difference between base sugarcane and non-base sugarcane, and the base sugarcane is superior in quality to non-

收稿日期:2019-11-29; 修回日期:2019-12-26.

基金项目:国家自然科学基金项目(41671430、41631179);国家自然科学基金青年科学基金项目(41701472);NSFC-广东联合基金重点项目(U1901219)。[**Foundation items:** National Natural Science Foundation of China, No.41671430, 41631179; National Natural Science Foundation of China Youth Science Foundation Project, No.41701472; NSFC-Guangdong Joint Foundation Key Project, No.U1901219.]

作者简介:吴志峰(1969—),男,湖南湘潭人,博士,教授,博士生导师,研究方向为城市遥感与陆地生态遥感、复杂地表格局—过程—效应。E-mail: zfwu@gzhu.edu.cn

*通讯作者:骆剑承(1970—),男,浙江杭州人,博士,教授,博士生导师,研究方向为遥感信息智能计算。E-mail: luojc@radi.ac.cn

base sugarcane. It shows that Spatial-temporal collaboration use of multi-source high-resolution data is an effective way to achieve accurate agricultural remote sensing research.

Key words: precision agriculture; high-resolution remote sensing; spatial-spectral cognition of remote sensing; machine learning; division and stratify; spatial-temporal collaboration; geo-parcel; parameter inversion

*Corresponding author: LUO Jiancheng, E-mail: luojc@radi.ac.cn

摘要: 高分辨率遥感对地观测为我们从空间与时间2个维度客观反演地表格局—过程提供了有效的技术支持。本文遵循时空协同的研究思路,基于高分辨率遥感影像,开展了农业遥感领域2个典型的问题研究:①提出了一种基于影像视觉特征的耕地分区分层提取方法,该方法在利用DEM数据进行分区的基础上,根据不同区域内耕地所呈现的几何特征和纹理特征差异,分别设计了不同的耕地提取模型;②构建了一种地块尺度的作物生长参数反演方法,方法以地块为基本单元,在空间、时间及属性组合约束下进行作物理化参数反演。本研究以贵州省安顺市西秀区和广西扶绥县耕地提取进行了耕地地块提取示范,以扶绥县进行了基于耕地地块和中空间分辨率时间序列遥感数据的甘蔗叶面积指数反演。其中,对于安顺市西秀区的耕地地块提取结果而言,形态精度(IoU)大于0.7的地块超过60%,规则耕地、梯田以及林草地等的类型精度均超过了80%;对于扶绥县甘蔗叶面积指数反演的结果而言,其结果可以较为精确地反映出基地甘蔗与非基地甘蔗的差异,基地甘蔗在品质上要优于非基地甘蔗。西南山地区的耕地形态提取/类型判别和地块甘蔗叶面积指数应用验证均证明了方法的可行性。结果表明,协同使用多源高分辨率数据是实现精准农业遥感研究的有效途径。

关键词: 精准农业;高分遥感;遥感图谱认知;机器学习;分区分层;时空协同;地块;参数反演

1 引言

农业是人类生存的基础,大范围的可靠农情信息对粮食市场及相关政策的制定至关重要,是保障区域及全球粮食安全的重要依据,得到世界各国的重视^[1]。农业信息化是农业发展的趋势,是现代化农业的标志,基于大数据、物联网等提高农业发展速度是目前发展的潮流。精准农业要求是在先进技术支撑下的以高效率的、低投入的方式获取高产、高质的效益。但由于农作物种植分布较为分散,进行大面积监测时,采用人工地面调查的方法,耗时费力,难以适应相关部门的决策管理需求。因此,利用遥感技术的大面积、快速观测优势,及时全面地获取农作物的种植类型与面积等信息成为可能^[2]。作为精准农业中众多高新技术之一,遥感可以为精准农业提供研究对象“形态精细”、“指标精准”服务。

在对研究对象的探索方面,从20世纪70年代开始,美国和欧洲就利用遥感技术进行大范围的农作物面积监测和估产,相关成果不但可以用于农业的实际生产指导,而且也为全球粮食贸易提供了重要信息来源^[3]。中国是一个农业大国,对农情信息额外重视。自1983年以来,中国通过国家科技攻关计划和一些部门科研项目研究,开发了国家级的农情遥感监测运行系统,在农作物遥感监测方面取得了长足的进步^[4]。目前,遥感已经成为农田信息获取的重要手段,也是作物种类识别、长势分析、面积测算、灾情评估等工作的主要数据源^[5]。例如,刘亮等^[6]基

于MODIS数据实现了北京市顺义区冬小麦、春玉米以及水稻田的分类;蒙继华等^[7]以内蒙库伦旗的主要农作物玉米为例,探究了基于在遥感作物面积和产量基础估计上进行种植业保险估损的应用。然而,这些研究都是使用基于像素的方法进行大区域尺度的农情信息调查和应用,在中小尺度上并不适用,无法满足精细化农业研究与管理的需求。

精准的耕地地块信息是精细化农业研究的基础,高空间分辨率遥感技术的稳步发展为其提供了数据保障^[7]。而已有研究多是基于影像的光谱特征和纹理特征,通过分割或者手工勾绘的方法获取空间对象单元,然后再基于该分析单元进行作物的分类或相关参数的反演。在这方面,研究人员针对分割方式获取制图单元进行了一系列探索。早期的工作专注于影像各波段亮度信息获取的光谱特征^[8]以及使用Canny等^[9]边缘检测算子获得的边缘特征。随后,研究人员提出了利用具有语义或物理含义的指数(如归一化植被指数^[10])来识别农作物对象。此后,由于卫星传感器空间分辨率的进一步提升,遥感影像具备更加丰富的空间信息。为了更好地获取分析单元,相关的研究开始集中基于纹理信息的对象分析^[11-13]以及考虑光谱与空间协同的分割算法^[14-16]。经过多年发展,尽管遥感影像分割技术已经较为成熟,但其基于对象同质性进行自下而上聚合的普遍思路并没有改变^[17-18]。分割所获得的对象单元与人们所认知的实际目标地物的形态往往并不匹配,进而导致对象级的分类结果无法转换成

具有实际地理实体意义的解译成果。而近年来,在计算机视觉领域,深度学习表现出强大的学习能力^[19-21],在图像分割、目标检测等感知类任务中表现优越。特别是,深度卷积神经网络在图像处理与分析领域得到了广泛应用,这是由于其可通过神经元自动学习目标的多尺度特征并进行表征,而无需人工手动设计低级特征^[22]。在遥感图像分析领域,Cheng等^[23]在现有的卷积神经网络结构中引入了新旋转不变层,解决了超高空间分辨率图像中物体因角度而产生的形变问题;Zhao等^[24-25]将分割结果与卷积神经网络所学习的高级特征相结合,然后采用基于对象的分类方法进行超高分辨率遥感图像的分类,得到了较传统方法更优的结果;而刘浩等^[26]则针对基于遥感影像的建筑物形态提取方法进行了探讨,优化了大型建筑物等特殊地物的提取效果。综上,深度学习技术在遥感图像处理领域表现优良,可以做为基于高空间分辨率遥感影像提取耕地地块信息技术手段,为精准农业提供精细研究单元。

以所提取的精准耕地地块信息作为基础研究单元,基于时序遥感数据进行作物生长参数反演是精细化农业研究的另一重要研究内容^[28]。对于作物而言,理化参数综合反映了作物的生长物候特征、长势健康状态和养分供应情况,包括了叶面积指数(Leaf Area Index, LAI)、光合有效辐射吸收系数、植被覆盖度等描述作物冠层结构的生物物理参数,以及色素(如叶绿素、类胡萝卜素)含量、氮素含量、含水量等生物化学参数。作为评价作物光合作用能力、营养状况和长势状况的重要指标,理化参数信息的获取对遥感农情监测至关重要。传统上,常用的反演方法分为经验统计方法、物理模型方法以及结合物理模型和统计方法的混合方法3种:① 基于经验统计模型的反演方法是构建遥感观测数据与理化参数间的统计学习模型,简单直观,但模型与样本高度相关,可推广性较差、鲁棒性较弱。李峰等^[28]基于PLSR方法开展马铃薯叶片氮素含量反演;郭琳等^[29]采用支持向量回归模型,基于环境CCD遥感影像开展甘蔗LAI反演;甘海明等^[30]基于高光谱数据利用深度学习模型开展经济作物龙眼的叶片叶绿素含量预测;② 物理模型反演方法以辐射传输模型为理论依据,能模拟不同理化参数条件下的冠层方向性反射,机理解释性强。马茵驰等^[31]采用SAILH物理模型和人工神经网络混合模型,基于MODIS地表反射率数据开展冬小麦LAI反演;李宗南等^[32]基于ACRM模型开展不同时期冬小麦LAI

和叶绿素反演研究。分析现有研究,基于经验模型或物理模型的作物理化参数反演工作大部分是基于遥感影像的像素单元实现的,这是由于其常用遥感数据源的单个像元的空间分辨率多在10 m(如Sentinel-2、Landsat8、Aster和MODIS等)以上,无法与地表空间的耕地地块产生一一对应关系,无法实现精准的农业监测和管理。

精准农业遥感监测对精细地块尺度的定量参数遥感反演方法提出了更高要求,因此本研究在“地学信息图谱”理论^[33]指导下,提出时空协同的精准农业遥感研究框架(图1)。本文所指的“时空协同”是将地理图斑的空间特征、时间特征进行耦合:“空间”是指地理图斑的形态与结构,突显了“图”的基本特征;“时间”是指地理图斑的类型及其变化的过程,反映了精细地块与定量指标耦合的“信息图谱”。该框架综合考量了地理图斑的演化过程并计算相应的指标信息。以农业领域作物生长参数遥感反演与计算为例,首先基于高空间分辨率遥感影像中耕地地块的视觉特征(如边缘和纹理特征),建立一套较为完善的耕地地块形态分层提取的技术方法,解决传统无监督分割方法中耕地边界错乱问题;然后,进一步基于提取的地块单元,利用中空间分辨率时序遥感影像建立地块尺度的作物时序特征,基于机器学习等建立作物生长参数反演方法。基于这一套时空协同精准农业遥感研究框架,本文开展了典型应用示范。

2 耕地地块的分层分区遥感提取方法及验证

2.1 耕地地块的分层分区遥感提取方法

在精准农业遥感中,构建地块底图是先行研究内容,也就是从高空间分辨率遥感图像中提取农业生产的基本单元——“耕地地块”。耕地分布受地形约束,种植结构复杂,其形态和纹理各不相同,而且可根据地形特征将其分布区归为“相对平坦的平坝区”、“地形起伏的山地坡面”以及“前二者过渡的林草区”。基于分布区的差异,可从以下3个方面对不同种植类型的耕地进行特征描述:① 在几何特征方面,耕地表现为面状地物,按照其形状可以分为具有曲线边界的狭条型、类矩形、L形、月牙形的耕地;按照边缘的清晰程度,又可以分为具有明显边界和模糊边界的耕地;另外,由于分布区域的影响,耕地还具有大小近似、排列紧凑和大小不均、分布离散的表现特征;② 在纹理特征方面,耕地的纹理特征

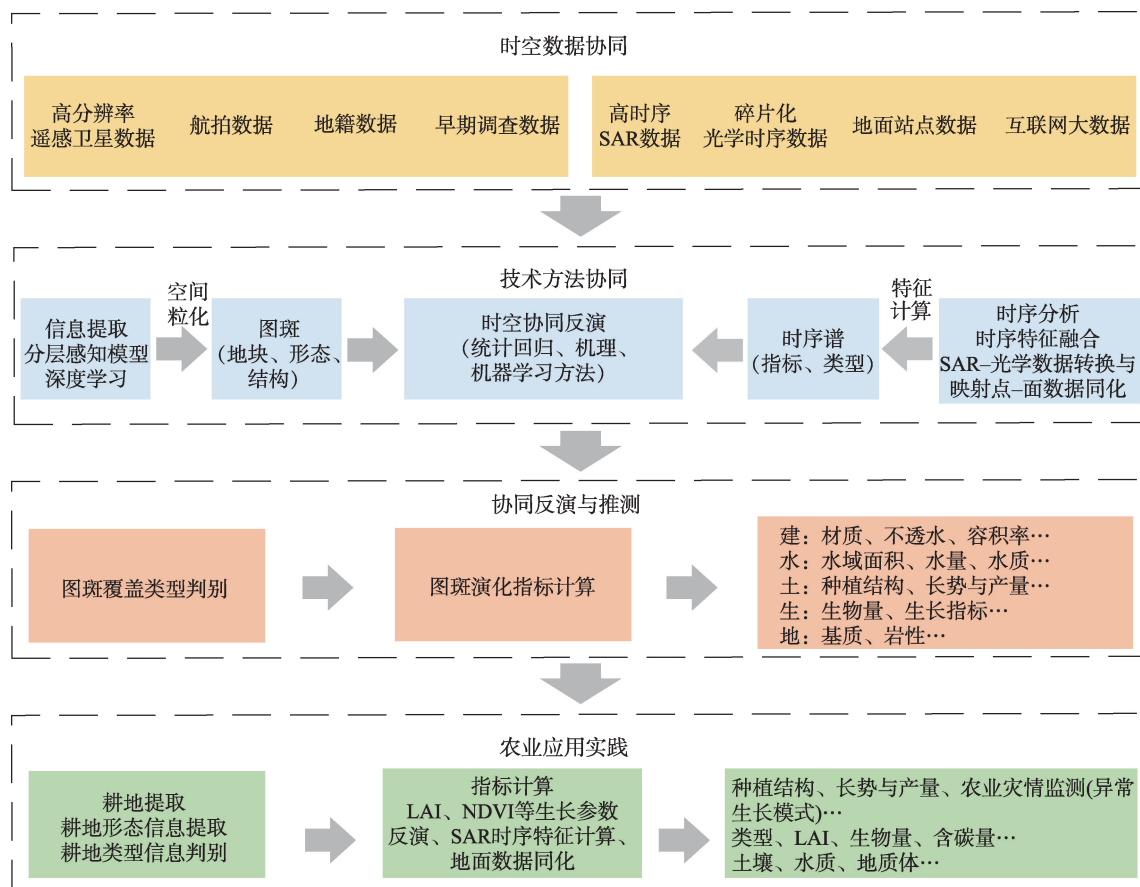


图1 时空协同精准农业遥感研究框架

Fig. 1 Space-spatial cooperation research framework of remote sensing

明显,但由于分布区域不同以及耕作条件的影响,纹理特征表现也不尽相同;相对平坦的坝区的规则耕地和地形起伏的山地坡面的梯田,内部纹理较为均匀光滑,与周围地物对比度较大;山地坡面上的坡耕地,不仅边界模糊,而且由于种植较随意,内部常有杂树杂草,纹理较为粗糙,与周围灌木林地的区域较为类似;零散夹杂在林(草)间用地中的耕地,纹理特征与草地较为接近,与周围地物对比度较小;③在上下文特征方面,耕地大多位于平坦的坝区、山地的平缓坡面、山间狭谷和林间空地,有道路或水系连接,具有集群分布的特征。

地理学中分层分类包含3层含义:①根据景观分异规律和对景物总体规律及内在关系的认识,设计分类树;②根据分类树所描述的景物总体结构和分层结构,进行逐级分类;③分类过程中,在结构层次间不断加入遥感或非遥感的决策函数、专家知识进一步改善分类条件、提高分类精度^[34]。分层分类方法的特点是将分类过程层层深化,把复杂的遥感影像分类过程步骤化,避免了逻辑上的分类错误,并提高了辅助知识的利用率,但是传统的分层分类

过程中并没有考虑视觉注意力机制的指导。而在生物视觉机制中,视觉注意机制正是人类高层次视觉信息处理的重要组成部分,反映为对遥感解译在空间尺度由粗到细的过程。

目前,人工目视解译仍是最推崇的信息提取方法,这是由于人类所具有的独特视觉感知与视觉推导能力。人类的视觉感知机制,能够在复杂的图像上分层次的学习和表达多种特征,并对获得的视觉信息进行高层次处理,实现对目标的快速定位与准确识别。当前,深度学习是最为擅长模拟此类感知过程的新兴技术。为此,引入以卷积神经网络为代表的深度学习方法来自动学习耕地在高分影像上所呈现的视觉感知特征,以此提取耕地地块。视觉推导机制是指人类在视觉感知目标场景基础上,根据大脑中的记忆信息,对视觉内容进行推导、预测,去除无用信息,实现对目标的精准提取。因此,也可将这一机制应用到耕地地块的提取中。

基于视觉感知理论、遥感分层分类理论以及耕地的视觉特征,本文提出“分区—分层”的耕地地块提取理论,旨在模拟人眼对于耕地目标的识别过程,逐

步将复杂/宏观的空间认知问题微观化,提高遥感影像的解译效果。具体实现过程如下:①在道路网/水系/地形线的辅助下,通过掩膜的方式将影像划分为自然聚合的子区域,保证每个子区域内部地物类型较为均一;该步骤将图像被切割成离散的若干地理区块,使得分类过程能够限定于对应的子区域,从而避免分类误差的传播,同时将图像划分为区块后可用于并行计算,提高分类效率;②在每个地理区块的约束下,在每个区域内进行目标地物边缘的提取,而对于边缘模糊的耕地则基于纹理获取其对象边界。

在此研究中,以中国西南山区耕地为研究对象,考虑在利用DEM数据进行分区的基础上,根据不同区域内耕地所呈现的几何特征和纹理特征差异,分别设计不同的耕地提取模型。具体地,本文设计了如图2所示的耕地提取技术路线。首先,基于地形数据计算坡度,而依据经验山坡耕地一般分布在大于 5° 的地区,因此用该值将影像划分山地区和平原坝子区,前者主要分布形状不规则的坡耕地(分为荒地和坡地),后者主要分布形状较为规则的耕地;其次,针对平原坝子区依据耕地的边界是否存在分别设计基于边缘特征的深度学习网络和基于纹理特征的深度学习网络;然后,针对坡地分别构建基于边缘特征的深度卷积网络和基于纹理特征的深度卷积网络,从而提取不同类型耕地的边界线;最后,针对这两类网络提取的结果,分别采用“由线构面”和“面构线”的方式构建地块,并基于空间关系叠加完成所有耕地地块的提取。

2.2 试验区概况及数据来源

本研究选择贵州省安顺市西秀区的3个乡镇(刘官乡、大西桥镇以及黄蜡布依族苗族乡,本文将以西秀区指代这3个乡镇,面积共 $25\,936\text{ hm}^2$)以及广西省扶绥县渠黎镇(面积约 $37\,224\text{ hm}^2$)作为案例进行区耕地提取的验证试验,研究所用影像为 0.55 m 谷歌影像。安顺市是世界著名喀斯特区,地形复杂多变,广泛分布丘陵及平坝,因此该地区耕地形态破碎、类型复杂,其遥感影像图如图3(a)所示;扶绥县是著名的甘蔗产地,地形主要以平原为主,其间分布少量丘陵,耕地类型较为简单,遥感影像如图3(b)所示。但近年来,由于生态退耕、建设占用、农业结构调整、灾害损毁等原因,该地的耕地数量和结构发生了剧烈变化,这也将直接危及当地的农业生产和环境的可持续发展。

2.3 结果及分析

基于“分区—分层”思想,并考虑研究区的实际情况,我们在西秀区实施了“平坝—山地—林草地”的分区,并开展了“平坝区规则耕地—梯田—坡耕地—林地及林间耕地”分层式提取,最终在整个区域内共提取耕地地块 $272\,800$ 个,分布如图4所示。经统计,研究区耕地总面积为 $17\,144\text{ hm}^2$,占研究区总面积的 66.1% 。其中,规则耕地约占总面积 28.9% ,梯田约占总面积 9.61% ,坡耕地约占总面积 12.57% ,林间地约占总面积 5.53% 。在扶绥县实施了“平原—山地”的分区,开展了“平原耕地—丘陵耕地”分层式提取,共提取地块 $54\,254$ 个。研究区耕地总面积为 $37\,224\text{ hm}^2$,占研究区总面积的 56.89% 。其中,平原耕地约占总

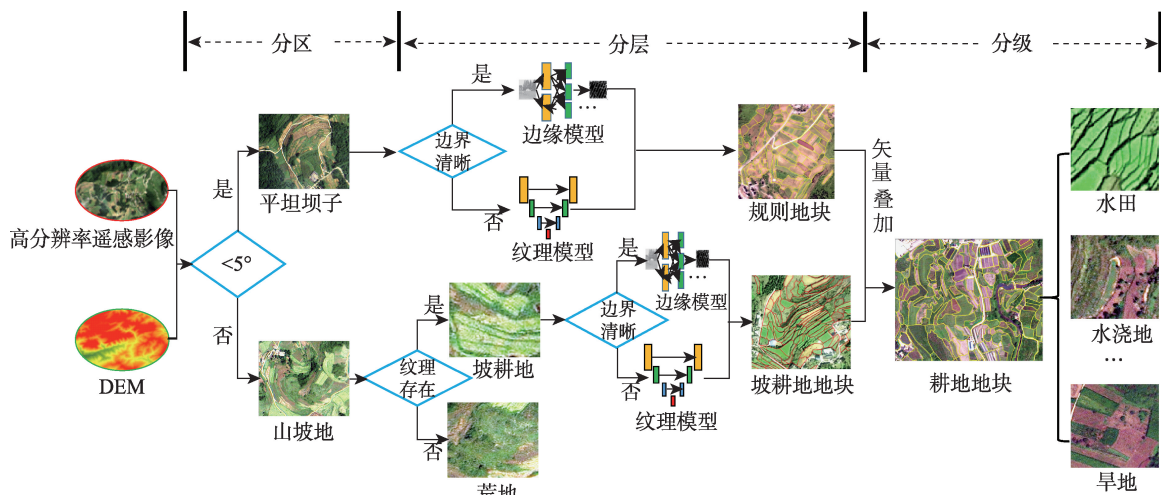


图2 山区耕地分区分层提取流程示意

Fig. 2 Schematic diagram division control and stratified extraction workflow of mountain area

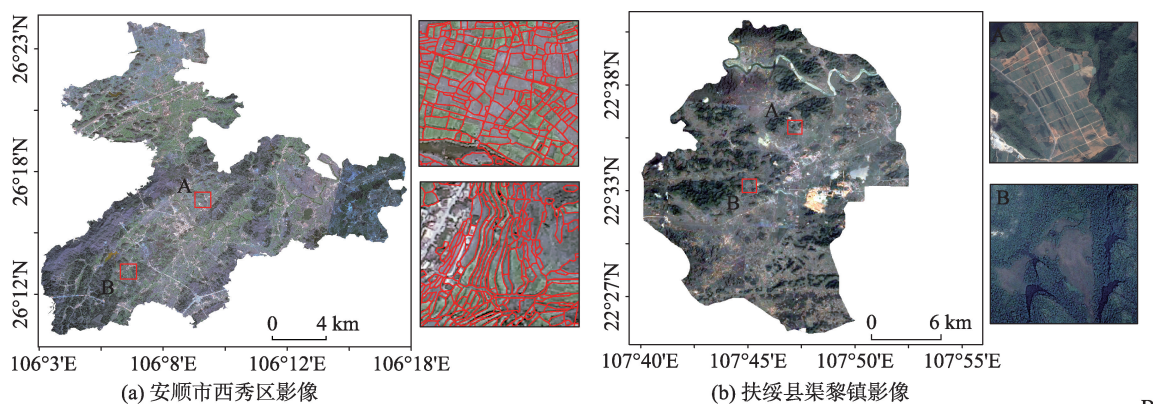


图3 遥感影像及典型耕地示意

Fig. 3 Remote sensing image and diagram of typical geo-parcel

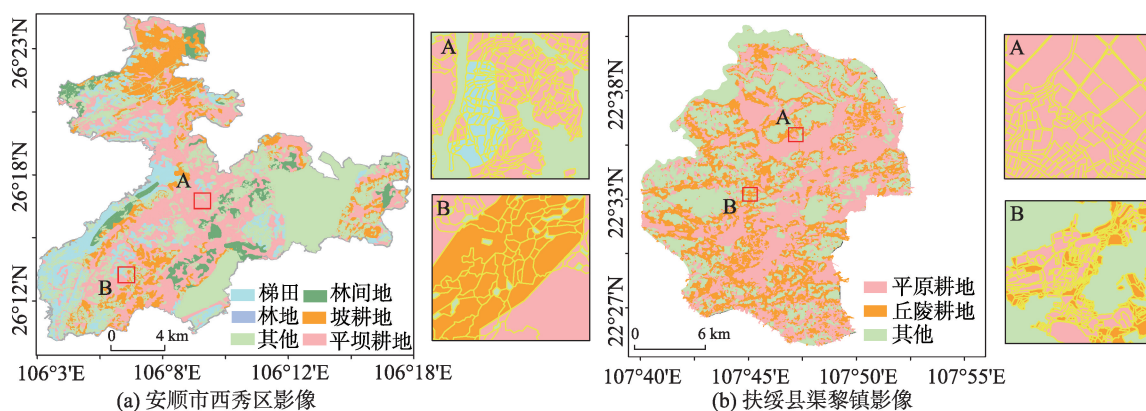


图4 基于本文方法提取的安顺市西秀区以及扶绥县渠黎镇耕地空间分布

Fig. 4 Geo-parcel spatial distribution map in Xixiu District and Quli Town

面积35.05%，丘陵耕地约占总面积21.84%。

由于安顺市西秀区耕地较扶绥县耕地类型更为复杂，可以较全面诠释本文设计的山地耕地“分区—分层”提取思路，因此进一步对该研究区各类型耕地从类型和形态2个方面分别进行了精度验证。所提取的规则耕地中有效地块约占81%，梯田中有效地块约占84%，坡耕地中有效地块约72%，林草地中有效地块约占95%。在地块形态方面，采用了形态学中的交并比(IoU)指标进行提取地块的形态精度评价，交并比定义如下：

$$IoU = \frac{A \cap B}{A \cup B} \quad (1)$$

式中： A 为基于本研究方法所提地块； B 为人工手画地块。在计算机视觉领域，通常认为结果的 IoU 值大于0.7为极好，大于0.5为可接受的。在本文提取地块中 IoU 指标大于0.7占比大于60%，0.5~0.7达到了30%。由于坡耕地和林间耕地边界难以明确

界定，导致部分该类地块 IoU 计算值小于0.5，但总体而言在形态提取方面本文方法优于传统图像分割方法。地块类型与形态2个方面的精度评价，充分验证了基于“分区—分层”思想设计的耕地地块提取策略在边界精细勾画与类型准确识别方面上具有明显优势，获取的地块单元可作为精准农业的基本信息载体。

最后，与传统基于分割的方式进行了视觉形态的对比(图5)可知，基于多尺度分割方式获取的结果在形态上难以与实际耕地地块保持一致，获取的地块边保留了像元的锯齿信息。同时，由于高空间分辨率遥感影像纹理信息丰富的特性以及山区空间异质性高的特点导致基于多尺度分割方式获取的结果更加破碎，错提及漏提现象更加明显。基于本文方法获取的地块具备更高的完整性，同时在视觉形态上与实际地块保持了较高的一致性，边缘更加平滑，效果明显好于传统的多尺度分割方法。

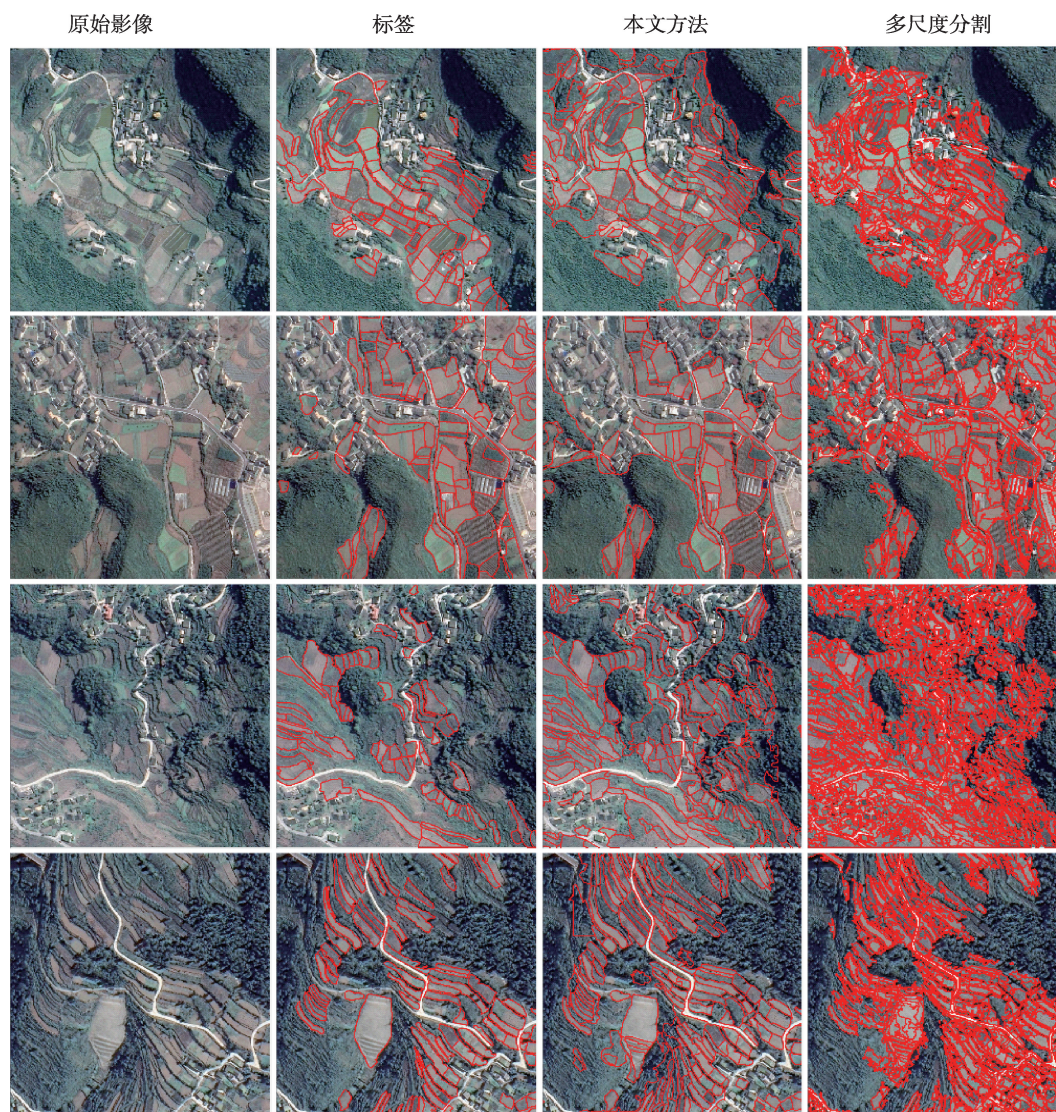


图5 本文方法与多尺度分割方法提取地块对比

Fig. 5 Geo-parcel results of the proposed method and the multi-segment method

3 地块尺度的作物生长参数反演方法及验证

3.1 研究方法及技术路线

作物生长定量参数综合反映了作物长势与健康状况,对作物生长定量参数的估算可用于评价区域农业生产状态,辅助施肥、灌溉、灾害预防等农业管理措施。然而,作物理化参数的遥感定量反演实际是一个病态问题,未知的待反演参数个数往往多于遥感观测数据的信息量。为此,若干正则化方法被提出来减轻病态反演问题,包括:①利用先验知识对反演参数的取值范围及分布形式加以限定,并对参数先验知识进行数学描述,进而在反演模型中

表达;②模型耦合,例如耦合“土壤—叶片—冠层—大气”辐射传输模型,获得全局最优的参数反演结果;③空间约束下的反演,利用邻近像元的信息作为辅助信息;④时间约束下的反演,利用多时相的遥感观测数据作为辅助信息^[35-36]。

本研究综合上述几种反演正则化方法,以地块的基本单元,提出了空间、时间及属性组合约束下的作物理化参数反演方法(图6)。其中:①空间约束是指以地块边界为空间约束条件,将农田地块作为整体进行理化参数反演,反演时应当充分考虑到参数之间的空间分布规律。假定对同一地块而言,农作物种植品种一致,播种、收获、施肥、灌溉等农业管理方式一致,土壤及气象等生长环境条件一

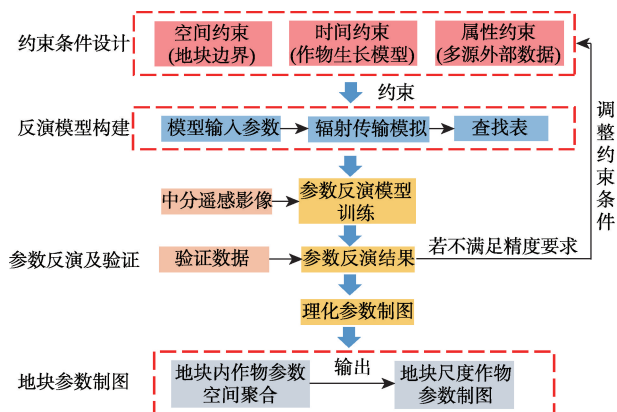


图6 地块尺度作物物理化参数反演

Fig. 6 Crop physical and chemical parameters inversion at geo-parcel scale

致,因此可认为同一地块内作物生长物候阶段是基本一致的,长势状态也相近。利用辐射传输模型开展地块尺度作物物理化参数反演时,面对众多的输入参数,对模型的某些输入参数可采取“地块内均质、地块间异质”的约束策略,从而以地块为最小分析单元对查找表进行简化,并设计每个地块独立的反演参数化方案;② 时间约束下的作物物理化参数反演是指结合作物生长过程构建模型,设计定量参数(如LAI)随时间变化的动态理论模型,以此为先验知识约束参数的反演;③ 属性约束是指以地面调查数据、多源多模态数据作为外部信息的输入,进一步丰富起约束作用的先验知识,主要包含作物种植类型、作物品种、待反演参数的取值区间及概率分布形式等基础信息,以及地形、气象、土壤等其他来源的信息。

3.2 实验及结果分析

本研究选择作物长势监测和产量估算的重要生理指标——LAI作为研究对象,期望在甘蔗地块识别的基础上进行甘蔗LAI反演。实验的验证区位于该县的笃邦村(图7),该村区域范围内的甘蔗可分为农户按传统方式经营的蔗田和糖厂规模化经营管理的蔗田。两类甘蔗作物在生长物候特征和生长时长方面均有所差异:非基地甘蔗3月下旬播种,6—10月为伸长期,12月进入砍收期并持续至次年1—2月;而基地甘蔗均为优选苗种,集中播种时间为2018年6—7月,生长周期长,这些信息是作为时间约束条件的重要先验。

本研究共收集2018年3月—2019年8月的中分辨率光学遥感影像共30景,包含18景Sentinel-2A/B数据,12景Landsat8数据,这些多源遥感的时间序列数据有利于形成对研究区农田地块土地覆盖变化的动态监测。由于部分数据受到云雨等天气状况的影响,给部分地块的地表覆盖的动态观测带来干扰,因此进一步采用了Sentinel-2 L2A级反射率产品的云层相对含量(CLD)波段和Landsat8数据的质量评估(QA)波段对纯净像元进行筛选,保留了有效观测的像元。在此准备下,以农田地块为基本单元,构建了地块的NDVI时间序列曲线。曲线在时间维度上的动态变化趋势呈现了甘蔗生长、发育、成熟的物候状态。曲线上NDVI最低值反映的是未种植甘蔗时土壤背景反射特性;随着甘蔗的生长进入分蘖期和伸长期,茎数变多,株高上升,叶面积不断增多,NDVI增长至饱

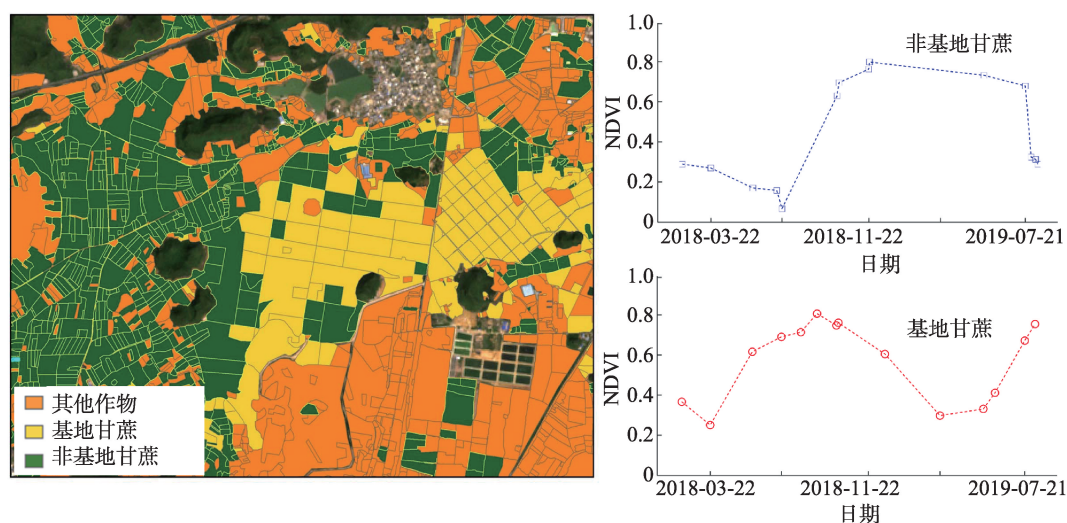


图7 扶绥县笃邦村甘蔗地块及其NDVI动态时间序列曲线示意

Fig. 7 Curve diagram of sugarcane plot and NDVI in Dubang Village, Fusui County

和;随后,甘蔗进一步发育成熟,蔗糖积累,黄叶比例的增加导致NDVI开始下降,直至甘蔗最后被砍收时,该地块NDVI回到土壤背景值。以土壤背景NDVI为基准,提取地块作物的生长物候特征(包括SOS、EOS、DT等)。进而根据实地采样情况和所收集的先验知识,构建了基于物候特征的分类决策树模型,实现了研究区的甘蔗地块识别,识别精度达90%以上。

此外,由于辐射传输模型能模拟植被在多种观测条件下的反射率曲线,对于时间序列的参数反演十分有利,本研究在甘蔗地块识别基础上,进一步采取了耦合PROSAIL辐射传输模型和人工神经网络的反演方法开展甘蔗地块LAI参数的估算。利用PROSAIL模型模拟甘蔗作物在不同理化参数条件下的光谱反射率曲线,构建多维查找表,输入的参数包括叶片理化参数(叶绿素浓度 C_{ab} 、胡萝卜素 C_{ar} 、等效水分厚度 C_w 、干物质含量 C_m 和叶片结构参数 N)、冠层结构参数(叶面积指数LAI、叶倾角分布函数LIDF、热点参数Hot),以及土壤属性(α_{soil})。模型输入参数及分布形式如表1所示,其中太阳天顶角、观测天顶角、相对方位角和散射光比例根据影像成像时的太阳及观测几何条件来设置。

在实验中,对模拟的冠层反射率曲线添加了3%高斯随机噪声,以此模拟遥感数据获取过程及辐射传输模型中的误差;将反射率曲线与遥感传感器光谱响应函数进行卷积,以获得多光谱反射率

值,训练LAI估算的神经网络回归模型,估算多时相的甘蔗LAI;最后,在地块尺度上对反演结果做空间聚合,得到甘蔗地块的LAI反演结果及其随时间的动态变化(图8)。

结合图7中基地甘蔗与非基地甘蔗种植分布情况可看出:基地甘蔗与非基地甘蔗在播种面积、种植时间和生长状态上均存在一定差异。基地甘蔗为水肥一体化集中式管理,其播种面积大、地块形状规则,播种时间多集中在夏季6—7月;而非基地甘蔗为农户传统式经营地块,地块面积小,播种时间集中在每年3月。在整个甘蔗生长周期内,甘蔗从分蘖期到伸长期中期生长快速,LAI上升最快,随着伸长期后期的到来,LAI增长放缓,出现干枯叶片并开始落叶,LAI逐渐呈现下降趋势。通过图7中的NDVI时间序列曲线,可见基地甘蔗与非基地甘蔗在生长物候阶段方面存在差异,该差异在图8中也能体现。另外,横向比较基地甘蔗与非基地甘蔗LAI的峰值,可见非基地甘蔗的LAI最大值能达到3.5以上,而基地甘蔗的LAI最大值也小于3,原因在于非基地甘蔗的生长过程完整,而基地甘蔗由于品种优良,大多用于育苗,因此未完全成熟即被砍收。除了LAI外,作物的其他生长定量参数亦可在地块精细边界基础上反演得到,用于进一步量化描述作物的生长状态和健康情况,这对于精准农业应用是具有重要价值的。

4 结论与讨论

在高时空分辨率遥感影像的共同支撑下,本文分别以耕地提取和地块尺度作物生长参数为例探讨了应用的可行思路:①在耕地地块提取方面,以西南山地的耕地提取为需求,在“分区—分层”思路指导下设计了技术路线,并以贵州省安顺市西秀区和广西省扶绥县为示范区,基于总体研究框架依据影像和耕地类型特征进行了具体的耕地提取实践,在西秀区完成了包括规则耕地(类型精度约81%)、梯田(类型精度约84%)、坡耕地(类型精度约72%)等在内的耕地地块空间分布制图,在扶绥县完成了平原耕地和丘陵耕地的耕地地块空间分布制图,在实验中获得形态和类型效果较好的耕地地块;②在作物生长参数定量反演方面,以作物类型为基础信息,进一步基于辐射传输机理模型开展地块尺度作物叶面积指数时间序列反演,并在扶绥县渠黎镇展示了作物叶面积指数反演制图案例,该LAI时

表1 PROSAIL模型输入参数

Tab. 1 input parameters for PROSAIL model

| 参数 | 符号 | 范围 | 个数 | 分布 |
|--------------------------|-----------------|------------|----|------|
| 太阳天顶角/ $^{\circ}$ | θ_s | - | 1 | 固定值 |
| 观测天顶角/ $^{\circ}$ | θ_v | - | 1 | 固定值 |
| 相对方位角/ $^{\circ}$ | ϕ | - | 1 | 固定值 |
| 叶面积指数(m^2/m^2) | LAI | 0.1~6 | 25 | 均匀分布 |
| 平均叶倾角/ $^{\circ}$ | ALA | 20~70 | 5 | 均匀分布 |
| 热点参数 | Hot | 0.05~0.5 | 5 | 均匀分布 |
| 散射光比例 | skyl | - | 1 | 固定值 |
| 土壤相对湿度 | α_{soil} | 0.0~1.0 | 5 | 均匀分布 |
| 叶绿素a/b浓度($\mu g/cm^2$) | C_{ab} | 5~100 | 22 | 均匀分布 |
| 胡萝卜素浓度($\mu g/cm^2$) | C_{ar} | 0.001~25 | 3 | 均匀分布 |
| 等效水分厚度/cm | C_w | 0.001~0.05 | 3 | 均匀分布 |
| 干物质含量(g/cm^2) | C_m | 0.001~0.02 | 5 | 均匀分布 |
| 棕色素相对含量 | C_{sp} | 0 | 1 | 固定值 |
| 叶片结构参数 | N | 1~3 | 5 | 均匀分布 |

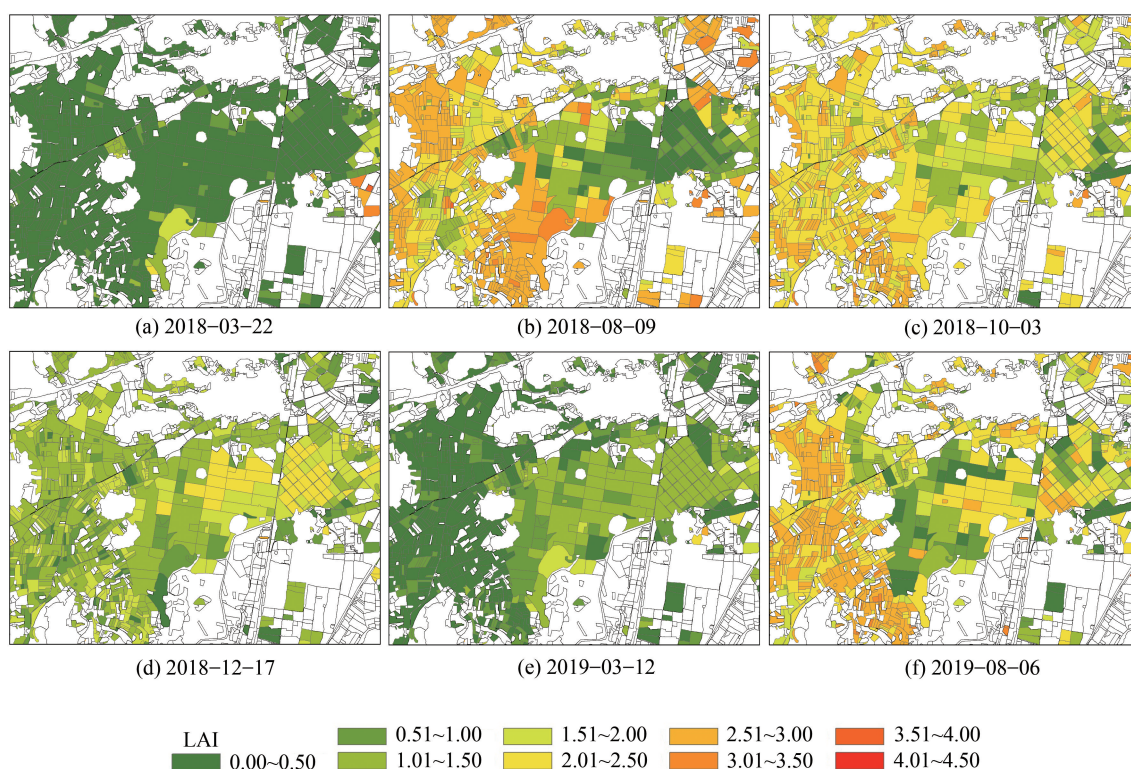


图8 扶绥县笃邦村甘蔗地块的LAI动态变化

Fig. 8 Dynamic LAI changes of sugarcane plot in Dubang Village, Fusui County

间序列反演结果能体现出与甘蔗生长物候阶段相应的季相变化,为作物长势监测提供了数据参考。

需要注意的是,本研究为山区耕地提供了“DEM分区—类型分层”提取的整体思路,在实际应用中需依据研究区实际情况基于本研究思路进行调整,优化提取效果;在作物生长参数定量反演方面,我们提供了以耕地地块单元,基于空间/时间/属性约束的研究思路。另外,在本研究耕地提取案例中,仅采用了单幅高空间分辨率的遥感影像,所采用的特征仅包含耕地地块的边缘特征和纹理特征,而部分耕地仅依赖这两类特征并不能有效区分。因此,后续研究可以考虑引入多时相数据,在农作物、林地、草地等物候知识辅助下进一步剔除提取结果中的非耕地地块和撂荒地,提高结果的提取精度。

另外,在与贵州类似的多云多雨地区,由于连续光学难以获取数据原因难以进行较高质量的作物种植结构研究。借助SAR数据的穿云透雾和全天候观测能力,基于SAR数据已经取得了一定的研究进展^[37-41],基本能够定性地表达出作物生长与SAR时序特征之间的相关性,但如何协同SAR数据与光学数

据进行农作物生长模式监测相关研究较少。基于此,本研究提供一个初步研究设想,即协同SAR数据与光学数据进行多云多雨地区作物类型提取以及作物生长参数反演的研究框架:① 基于镶嵌的高空间分辨率遥感影像进行耕地地块提取,再基于连续SAR数据构建地块尺度的作物时间序列特征,据此进行作物分类;② 以地块为基本单元,利用连续SAR数据和光学数据,计算地块级的SAR时序特征和光学时序特征,针对不同作物类型,通过剖析其内在关系进行光学与SAR的响应机制分析;然后借助深度学习、迁移学习、增强学习机器学习方法反演地块级作物生长模式的相关指标,并通过不断加入实地调查采样数据、碎片化光学数据等,对反演模型进行不断地循环迭代优化,直至满足精度要求^[42]。

作者以此文抛砖引玉,希望为高分遥感时代的精准农业应用提供可借鉴的思路。

参考文献(References):

- [1] 吴炳方,蒙继华,李强子.国外农情遥感监测系统现状与启示[J].地球科学进展,2010,25(10):1003-1012. [Wu B F, Meng J H, Li Q Z. Review of overseas crop monitoring systems with remote sensing[J]. Advances in Earth Sci-

- ence, 2010,25(10):1003-1012.]
- [2] 史舟,梁宗正,杨媛媛,等.农业遥感研究现状与展望[J].农业机械学报,2015,46(2):247-260. [Shi Z, Liang Z Z, Yang Y Y, et al. Status and prospect of agricultural remote sensing[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015,46(2):247-260.]
- [3] Moran M S, Inoue Y, Barnes E M. Opportunities and limitations for image-based remote sensing in precision crop management[J]. Remote Sensing of Environment, 1997, 61(3):319-346.
- [4] Yang B J, Pei Z Y, Zhou Q B. Key technologies of crop monitoring using remote sensing at a national scale: Progress and problems[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2002,18(3):191-194.
- [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[J].国土资源遥感,2011,23(3):1-7. [Meng J H, Wu B F, Du X. A review and outlook of applying remote sensing to precision agriculture[J]. Remote Sensing for Land & Resources, 2011,23(3):1-7.]
- [6] 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].中国科学院研究生院学报,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.]
- [7] 蒙继华,付伟,徐晋,等.遥感在种植业保险估损中的应用[J].遥感技术与应用,2017,32(2):238-246. [Meng J H, Fu W, Xu J, et al. Remote sensing application in insurance loss estimation of farming industry[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2017,32(2):238-246.]
- [8] 邵美珍,邓广林,徐希孺.基于主成分分析的混合象元分解[J].中国空间科学技术,1989,9(5):63-68. [Shao M Z, Deng G L, Xu X R. Pixel decomposition based on principal component analysis[J]. Chinese Space Science and Technology, 1989,9(5):63-68.]
- [9] Canny J. A computational approach to edge detection[J]. IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, 1986(6):679-698.
- [10] DeFries R S, Townshend J R G. NDVI-derived land cover classifications at a global scale[J]. International Journal of Remote Sensing, 1994,15(17):3567-3586.
- [11] Hay G J, Niemann K O, McLean G F. An object-specific image-texture analysis of H-resolution forest imagery[J]. Remote Sensing of Environment, 1996,55(2):108-122.
- [12] Huang X, Zhang L, Li P. A multiscale feature fusion approach for classification of very high resolution satellite imagery based on wavelet transform[J]. International Journal of Remote Sensing, 2008,29(20):5923-5941.
- [13] Bau T C, Sarkar S, Healey G. Hyperspectral region classification using a three-dimensional Gabor filterbank[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2010,48(9):3457-3464.
- [14] Su W, Li J, Chen Y, et al. Textural and local spatial statistics for the object-oriented classification of urban areas using high resolution imagery[J]. International Journal of Remote Sensing, 2008,29(11):3105-3117.
- [15] 李秦,高锡章,张涛,等.最优分割尺度下的多层次遥感地物分类实验分析[J].地球信息科学学报,2011,13(3):409-417. [Li Q, Gao X Z, Zhang T, et al. Optimal segmentation scale selection and evaluation for multi-layer image recognition and classification[J]. Journal of Geo-information Science, 2011,13(3):409-417.]
- [16] Wang M, Li R. Segmentation of high spatial resolution remote sensing imagery based on hard-boundary constraint and two-stage merging[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2014,52(9):5712-5725.
- [17] 黄慧萍.面向对象影像分析中的尺度问题研究[D].北京:中国科学院研究生院,2003. [Huang H P. Scale issues in object-oriented image analysis[D]. Beijing:Graduate school of Chinese Academy of Sciences, 2003.]
- [18] Baatz M, Schäpe A. An optimization approach for high quality multi-scale image segmentation[C]//Proceedings of the Beiträge zum AGIT-Symposium, Salzburg, Austria, 2000:12-23.
- [19] 王金甲,陈浩,刘青玉.大数据下的深度学习研究[J].高技术通讯,2017,27(1):27-37. [Wang J J, Chen H, Liu Q Y. The study of deep learning under big data[J]. Chinese High Technology Letters, 2017,27(1):27-37.]
- [20] LeCun Y, Bengio Y, Hinton G. Deep learning[J]. Nature, 2015,521(7553):436-444.
- [21] Hinton G E, Osindero S, Teh Y W. A fast learning algorithm for deep belief nets[J]. Neural computation, 2006,18(7):1527-1554.
- [22] Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton G E. Imagenet classification with deep convolutional neural networks[C]//Advances in neural information processing systems, 2012:1097-1105.
- [23] Cheng G, Zhou P, Han J. Learning rotation-invariant convolutional neural networks for object detection in VHR optical remote sensing images[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2016,54(12):7405-7415.
- [24] Zhao W, Du S. Learning multiscale and deep representations for classifying remotely sensed imagery[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2016,113:155-165.
- [25] Zhao W, Du S, Emery W J. Object-based convolutional neural network for high-resolution imagery classification [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Ob-

- servations and Remote Sensing, 2017,10(7):3386-3396.
- [26] 刘浩, 骆剑承, 黄波, 等. 基于特征压缩激活Unet网络的建筑物提取[J/OL]. 地球信息科学学报, 2019(11):1-11. [Liu H, Luo J C, Huang B, et al. Building roof extraction based on SE-Unet[J]. Journal of Geo-information Science, 2019,21(11):1-11.]
- [27] 吴炳方, 张峰, 刘成林, 等. 农作物长势综合遥感监测方法[J]. 遥感学报, 2004,8(6):498-514. [Wu B F, Zhang F, Liu C L, et al. An Integrated Method for Crop Condition Monitoring[J]. Journal of Remote Sensing, 2004,8(6):498-514.]
- [28] 李峰, Alchanatis Victor, 赵红, 等. 基于PLSR方法的马铃薯叶片氮素含量机载高光谱遥感反演[J]. 中国农业气象, 2014,35(3):338-343. [Li F, Alchanatis V, Zhao H, et al. PLSR-based airborne hyperspectral remote sensing retrieval of Leaf nitrogen content in potato fields[J]. Chinese Journal of Agrometeorology, 2014,35(3):338-343.]
- [29] 郭琳, 裴志远, 张松龄, 等. 基于环境星CCD图像的甘蔗叶面积指数反演方法[J]. 农业工程学报, 2010,26(10):201-205. [Guo L, Pei Z Y, Zhang S L, et al. Estimation method of sugarcane leaf area index using HJ CCD images[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2010,26(10):201-205.]
- [30] 甘海明, 岳学军, 洪添胜, 等. 基于深度学习的龙眼叶片叶绿素含量预测的高光谱反演模型[J]. 华南农业大学学报, 2018,39(3):108-116. [Gan H M, Yue X J, Hong T S, et al. A hyperspectral inversion model for predicting chlorophyll content of longan leaves based on deep learning [J]. Journal of South China Agricultural University, 2018, 39(3):108-116.]
- [31] 马茵驰, 阎广建, 丁文, 等. 基于人工神经网络方法的冬小麦叶面积指数反演[J]. 农业工程学报, 2009,25(12):187-192. [Ma Y C, Yan G J, Ding W, et al. Leaf area index retrieval of winter wheat using artificial neural network[J]. Transactions of the CSAE, 2009,25(12):187-192.]
- [32] 李宗南, 陈仲新, 王利民, 等. 基于ACRM模型不同时期冬小麦LAI和叶绿素反演研究[J]. 中国农业资源与区划, 2012(1):3-7. [Li Z N, Cheng Z X, Wang L M, et al. Inversion of LAI and chlorophyll content of winter wheat at different stages using two-layer canopy reflectance model [J]. Chinese Journal of Agricultural Resources and Regional Planning, 2012(1):3-7.]
- [33] 陈述彭, 岳天祥, 励惠国. 地学信息图谱研究及其应用[J]. 地理研究, 2000,19(4):337-343. [Chen S, Yue T, Li H. Studies on Geo-informatic Tupu and its application[J]. Geographical Research, 2000,19(4):337-343.]
- [34] 赵英时. 遥感应用分析原理与方法[M]. 北京: 科学出版社, 2013. [Zhao Y S. Principles and methods of remote sensing application analysis[M]. Beijing: Science Press, 2013.]
- [35] Liang S L. Advances in land remote sensing: System, modeling, inversion and application. Maryland, USA: Springer.
- [36] Chopping M J. Advances in land remote sensing: System, modeling, inversion and application[M]. Springer Science & Business Media, 2008.
- [37] 邵芸, 郭华东, 范湘涛, 等. 水稻时域散射特征分析及其应用研究[J]. 遥感学报, 2001,5(5):340-345. [Shao Y, Guo H D, Fan X T, et al. Studies on rice backscatter signatures in time domain and its applications[J]. Journal of Remote Sensing, 2001,5(5):340-345.]
- [38] 化国强, 王晶晶, 黄晓军, 等. 基于全极化SAR数据散射机理的农作物分类[J]. 江苏农业学报, 2011,27(5):978-982. [Hua G Q, Wang J J, Huang X J, et al. Crop classification based on scattering model using full-polarization SAR data[J]. Jiangsu Journal of Agricultural Sciences, 2011,27(5):978-982.]
- [39] 王迪, 周清波, 陈仲新, 等. 基于合成孔径雷达的农作物识别研究进展[J]. 农业工程学报, 2014,30(16):203-212. [Wang D, Zhou Q B, Chen Z X, et al. Research advances on crop identification using synthetic aperture radar[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2014,30(16):203-212.]
- [40] 向海燕. 基于光学和SAR数据的多云雾山区土地覆被分类[D]. 重庆: 西南大学, 2018. [Xiang H Y. Land cover classification in cloudy and hilly regions based on optical and SAR data[D]. Chongqing: Southwest University, 2018.]
- [41] Zhou Y, Luo J, Feng L, et al. Long-short-term-memory-based crop classification using high-resolution optical images and multi-temporal SAR data[J]. GIScience & Remote Sensing, 2019,56(8):1170-1191.
- [42] 骆剑承, 吴田军, 吴志峰, 等. 地理图斑智能计算及模式挖掘方法研究[J]. 地球信息科学学报, 2020,22(1):57-75. [Luo J C, Wu T J, Wu Z F, et al. Research on the methods of intelligent computation and pattern mining based on geo-parcels[J]. Journal of Geo-information Science, 2020, 22(1):57-75.]