新一代1:50万中国植被图绘制方法探讨

郭庆华^{1,2*}, 关宏灿^{1,2}, 胡天宇^{1,2}, 金时超^{1,2}, 苏艳军^{1,2}, 王雪静^{1,2}, 魏邓杰^{1,2}, 马勤^{1,2}, 孙千惠^{1,2}

1. 中国科学院植物研究所, 植被与环境变化国家重点实验室, 北京 100093;

2. 中国科学院大学, 北京 100049

* 联系人, E-mail: qguo@ibcas.ac.cn

收稿日期: 2020-05-13; 接受日期: 2020-07-30; 网络版发表日期: 2020-11-17

中国科学院战略性先导科技专项(A类)“地球大数据科学专项”(批准号: XDA19050401)资助

摘要 植被图是表示多种植被或植物群落的空间分布规律及其生态环境的地图, 它是生物多样性保护、生态研究、自然资源管理和生态恢复的重要依据。目前, 中国植被专题资源信息的本底数据《中华人民共和国植被图(1:1000000)》从开始绘制至今已将近40年, 中国的植被分布格局已经发生了极大的变化, 《中华人民共和国植被图(1:1000000)》已存在植被斑块的类别和边界与现实不符等问题, 中国的植被分布本底数据亟待更新。如今卫星遥感技术的发展为实现大面积区域的植被制图提供了一种实用且经济的手段。本文综述了国家尺度植被图的制图方法和卫星遥感技术在植被分类制图上的进展, 并以此为基础, 探讨中国新一代1:50万植被图的遥感制图方法。新一代1:50万中国植被图的绘制通过众源采集结合专家鉴定的方式获取海量植被类型样本, 基于多源遥感数据, 以植被斑块为对象, 采用深度学习的方式实现遥感植被分类, 并基于自主构建的植被在线平台, 借助于全国各地的植被生态学家的专业知识实现对制图结果的校订和更新。

关键词 中国植被图, 植被制图, 卫星遥感, 众源采集, 深度学习

植被是生态系统的重要组成部分, 具有固碳释氧、调节气候、涵养水源、防风固沙等功能, 对于维护全球生态安全、保护地球生态环境具有不可替代的作用^[1], 也是人类赖以生存的重要资源和实现可持续发展的基础^[2]。获取植被的空间分布信息有助于加强人们对植被对环境变化的响应机制的理解, 对于揭示植被群落形成和维持机制具有重大理论意义^[3]。植被图是以植物群落为主要对象的专题地图, 可直观反映一个地区的植被类型及其空间分布格局^[4,5], 被

广泛应用于农林牧生产规划^[6]、环境关系研究^[7]、植被动态监测^[8]、土地利用规划^[9]和环境管理^[10]等领域。

现有的《中华人民共和国植被图(1:1000000)》是自20世纪80年代开始, 经过以侯学煜和张新时院士先后为主编的三届编委员会、全国70个单位、260余研究人员耗时近30年的努力于2007年完成的, 它在群系/亚群系级别上详细显示了全国868个基本植被分类单位的分布状况和地理格局^[11], 自其发表以来一直被

引用格式: 郭庆华, 关宏灿, 胡天宇, 等. 新一代1:50万中国植被图绘制方法探讨. 中国科学: 生命科学, 2021, 51: 229–241

Guo Q H, Guan H C, Hu T Y, et al. Remote sensing-based mapping for the new generation of Vegetation Map of China (1:500,000) (in Chinese). Sci Sin Vitae, 2021, 51: 229–241, doi: [10.1360/SSV-2019-0283](https://doi.org/10.1360/SSV-2019-0283)

用作政策制定和生态研究的基础^[12]。然而受当时经济条件和植被制图水平的限制,其制图过程主要依靠人工勾绘的方式,存在着一定的主观偏差。此外,现有中国植被图所利用的植被调查资料基本来源于新中国成立以后至20世纪80年代间,距今已超过30年。在这期间,受气候变化和人为活动的影响,中国的植被分布发生了巨大变化。《中华人民共和国植被图(1:1000000)》已存在斑块类别和边界与现实情况不一致等问题。中国亟需新的国家尺度的植被图来更准确地反映现代中国的植被分布状况,绘制新一代中国植被图(1:50万)有助于认识我国植被本底、探清生态资产状况、揭示我国生态系统退化问题及其空间分布特征,为我国自然生态系统恢复和保护提供数据和理论支持^[13]。

植被图的绘制依赖于大量植被调查资料,早期植被制图主要是基于野外调查的方法,通过专家实地科考确认当地植被类型,在文献史料记载和地形图等资料辅助下,综合植被生态学及地图制图学知识实现植被图的绘制^[14,15]。这种完全基于地面勘测的制图方式在大尺度植被制图上耗时较长且成本高昂,因此,随后越来越多的研究人员在航空^[16~20]或卫星影像^[20~24],以及环境数据^[25~27]的辅助下绘制植被图。遥感辅助的制图方法提供了将制图结果外推的可能性^[28],尤其对于人员难于到达的区域,大幅降低了植被制图成本。如今植被图的绘制方法已经发展为高度技术化的建模方法,根据制图目的和比例尺的不同,形成了多样化的制图体系与流程。但是如何快速、准确地绘制国家尺度的植被图仍然是一个难题,特别是大规模植被制图的效率与详细地面调查之间的权衡取舍,可能导致人们对植被类型深入认识的缺乏和局部制图准确性的偏差^[29,30]。此外,不同地区间调查人员的主观偏差也会给最终的制图带来不确定性^[31,32],因此在整个制图区域内采用一套标准化的涵盖地面调查、制图方法和验证方法的制图流程是实现国家尺度植被制图的必要前提^[33,34]。目前,随着机器学习、深度学习等先进图像处理技术的应用,遥感植被分类的精度也不断提升,为国家尺度的植被制图提供了可行的技术途径。基于此,本文综述了国家尺度植被图的绘制方法和卫星遥感技术在植被分类制图上的进展,并以此为基础,探讨了中国新一代植被图的制图流程。

1 国家尺度植被图绘制方法

国家尺度植被图由于其制图范围广、自然环境复杂、植被类型多样,在绘制过程中需要统筹全局,建立标准统一的植被分类体系和分类方法。由于各个国家和地区的植被分布类型差异大,自然资源调查的基础不一致,植被分类标准也有很大差异,且植被制图的比例尺也不尽相同(表1),目前还没有一个通用的国家尺度植被图绘制标准与方法。总体上,国家尺度植被图的绘制方法可分为野外调查制图、航片人工目视解译制图和卫星遥感数据自动分类制图三种。

1.1 基于野外调查的植被图绘制方法

基于野外调查的植被图绘制方法历史悠久,早期遥感技术手段还不发达时,各国国家尺度植被图的绘制均采用此方式进行。基于野外调查的制图方法通常结合高程、坡度、降水量、土壤类型等能反映植被分布规律的自然环境要素,以路线科考、样方调查的形式获取实际植被调查资料,经制图人员修正后手动划分各植被类型的图斑界限。在采用野外调查的方式绘制国家尺度植被图时,由于其制图面积大,有限的制图时间和资源要求野外调查方法必须要简单、准确且可重复^[42]。基于此原则,英国国家植被分类计划(UK National Vegetation Classification, UK NVC)设计了一套标准化的样本采集方法服务于国家尺度的植被调查与植被图的绘制,它详细规定了野外调查时需记录信息的种类、格式,并制定了各植被类型调查时需对应的样方大小,例如,2 m×2 m样方用于低禾草植被和矮灌丛,10 m×10 m样方用于密集灌丛和疏林。基于此标准,英国在1960~1980年间共调查了超过33000个样方,涵盖了293种植被类型,覆盖了10 km×10 km国家网格中约80%的区域^[43]。《中华人民共和国植被图(1:1000000)》的绘制所采用的也是基于野外调查的方式,这种绘图方式人力成本高、成图周期长,且图斑范围的划分易受制图人员主观影响。随着航空摄影测量技术(可用来获取大面积区域的植被外貌)的发展,航片人工目视解译制图的方式开始逐渐替代传统的野外调查制图方式。

1.2 基于航片人工目视解译的植被图绘制方法

早在20世纪初,航空摄影就已经被用于植被图的

表 1 部分国家和地区的国家尺度植被图概况

Table 1 Overview of national-scale vegetation maps in some countries and regions

名称	比例尺	分类级别	类型数	制图方法	制图时间	资料来源
中国植被图	1:500万	群系/亚群系	868	野外调查	1983~2008年	http://www.nsii.org.cn/chinavegetaion
南非植被图	1:100万	植被型	440	野外调查	2006年	Mucina等人 ^[35] http://bgis.sanbi.org/
东非植被图	1:2600万	植被型	51	野外调查	2010年	Breugel等人 ^[36] www.vegetationmap4africa.org/
新西兰植被图	1:25万	森林类型	30	航片人工目视解译	1987年	Dymond和Shepherd ^[37]
美国国家公园植被图	多比例尺	群丛	>400	航片人工目视解译	1994~2014年	http://usnvc.org/
日本植被图	1:2.5万	群丛	900	航片人工目视解译	2005年至今	http://www.biodic.go.jp
希腊植被图	1:5万	群丛	680	航片人工目视解译	2013~2015年	Ichter等人 ^[15]
热带亚洲大陆植被图	1:500万	植被型组	15	卫星影像自动分类	1991年	Blasco等人 ^[38]
北极地区植被图	1:750万	植被型组	15	卫星影像自动分类	2003年	Walker等人 ^[39] https://www.geobotany.uaf.edu/cavm/
中欧俄罗斯植被图	30 m分辨率	植被型组	12	卫星影像自动分类	2006~2010年	Ershov等人 ^[40]
印度植被图	1:5万	植被型/群系	100	卫星影像自动分类	1997~2012年	Roy等人 ^[41]

绘制中,这一时期受航空摄影测量空间分辨率的限制,直接从航空影像中识别植被类型难度较大,航空摄影主要被用来加快野外调查的进度.制图过程首先是对航拍影像中可见的植被形态和结构进行初步解译,然后再通过野外调查去验证所识别的模式^[44].基于此方式,20世纪中期,美国、苏联和欧洲的多个国家绘制了不计其数的各种比例尺的植被图,例如,美国利用航空影像编制了多个州的1:25万林区植被图,法国植被制图中心先后于1954年和1962年完成了1:100万法国植被图和1:20万法国植被图的绘制^[12].到20世纪70年代后,随着航空影像空间分辨率的不断提升以及计算机辅助制图技术逐渐进入到植被制图领域,通过航拍影像确认植被类型及其边界成为可能,这极大程度缩短了国家尺度植被图的成图周期.20世纪90年代后,多光谱和高光谱传感器的发展进一步丰富了航拍的影像种类,提高了空间分辨率,使航拍影像能在较小的空间尺度上表达植被的细节变化,且其丰富的光谱波段大大拓展了植被制图学的研究内容,航片人工目视解译植被类型的速度和准确度都大大提高.目前,尽管航片人工目视解译的制图方式已经显著缩短了植被制图的周期,但其制图过程对国家地理空间信息建设的基础要求较高,实现全国范围航拍影像的获取通常是不易的,同时对植被分类学家的遥感图像解译能力也有较高的要求.这种基于航片人工或自动勾绘植被边

界,结合实地调查结果目视解译图斑植被类型的制图方法目前多是由于发达国家或国土面积较小的国家尺度植被图绘制,例如,希腊和日本分别基于航片影像实现了1:5万和1:2.5万国家尺度植被图的绘制.

1.3 基于卫星遥感数据自动分类的植被图绘制方法

随着卫星遥感技术的发展,世界各国已经发射了众多的遥感卫星,这些不同高度、不同用途的卫星构成了对地球空间多角度、多周期的观测系统,其波长范围从可见光到微波,空间分辨率范围从亚米到千米.这些卫星为植被图的绘制提供了大范围、低成本的观测手段,被广泛应用于局部、区域和国家尺度的植被图绘制^[45].早期,受空间分辨率限制,基于卫星遥感影像所能实现的国家尺度植被图的绘制主要集中在土地覆盖级别^[46],例如,欧盟联合研究中心于2002年利用四种卫星遥感卫星(ATSR-2, SPOT-4, DMSP和JERS)的组合观测数据,基于ISODATA非监督分类的方式实现了南美洲1 km空间分辨率的约40种土地覆盖级别的植被图绘制^[47].随着卫星遥感影像空间分辨率的不断提升,在大范围区域内利用遥感影像自动分类可实现的植被分类级别越来越高,例如,印度在2015年利用中等分辨率的IRS LISS-III卫星影像,结合地形图、数字高程模型和生物地理图等辅助资料实现了全国范围

内约100种植被类型的1:5万植被图绘制^[41]。

目前, 随着多源融合分类、深度学习分类等新兴影像分类方法的发展, 遥感分类技术有望进一步提高国家尺度植被图的制图精度和制图级别。此外, 世界各国的高分辨率遥感卫星正在不断突破传统重返周期的限制。通过卫星遥感快速的重返观测, 有望摆脱传统国家尺度植被图成图后难以及时有效更新的困境, 进一步提高国家尺度植被图的现实使用价值。

2 卫星遥感植被分类的发展趋势

过去的30多年中, 卫星遥感技术有了长足的发展, 不同空间、光谱和时间分辨率的卫星遥感数据被广泛地应用于植被分类制图研究中。本文在广泛调研国内外文献的基础上, 从数据源、分类策略和分类方法三个方面概括和归纳了目前卫星遥感技术在植被分类制图研究中的现状和发展趋势。

2.1 数据源的发展

目前, 在有关遥感植被分类研究中, 主要应用的卫星遥感数据源包括多光谱、高光谱、合成孔径雷达(synthetic aperture radar, SAR)和激光雷达(light detection and ranging, LiDAR)。以多光谱和高光谱为代表的被动光学遥感凭借其能获取植被丰富光谱信息的优势, 是目前卫星遥感植被分类研究中最主要的数据源, 但其易受到入射光源和天气的影响, 且影像上“同物异谱”和“同谱异物”现象普遍存在^[48]。SAR属于主动式遥感, 具有全天时、全天候、可穿透云雾的优势^[49], 但由于其不包含植物的光谱信息, 仅使用SAR图像的纹理特征来进行植被的分类并不十分有效^[50]。激光雷达具有能穿透植被的优势, 可获取高分辨率的三维地形和森林结构参数^[51,52], 但其与SAR一样也缺乏对植被光谱信息的获取能力, 因此, 无论是哪种数据源, 单独应用于植被分类时都有其缺陷。

随着遥感卫星种类和数量的不断丰富, 获取同一地区的多种遥感影像数据越来越便捷, 植被遥感分类由传统的单源分类向多源融合分类发展。多源遥感数据的融合应用能综合不同数据源的优势和特点, 使各种不同特征的遥感数据相互补充, 提高植被分类的准确性。例如, Blaes等人^[53]利用Radarsat-2 SAR和Landsat 7影像, 基于分层分类的方法对土豆、小麦、大豆等6

种作物进行了分类, 相比于仅使用光学影像, 分类精度提高了约17%。Ke等人^[54]结合面向对象分割和决策树对单独使用QuickBird光学影像、激光雷达以及融合两种方法进行树种分类的结果进行了比较分析, 结果表明, 在激光雷达所提供的高精度地形信息和冠层高度模型的辅助下, 融合激光雷达和光学影像的树种分类精度最高, 可达90%。

考虑到植被与环境之间存在一定的相互关系, 众多学者发现, 在植被遥感分类中加入海拔、坡向、土壤类型、降水量等辅助数据也对提高植被分类精度有很大帮助^[55]。例如, Domaç和Süzen^[28]利用Landsat影像结合地质资料、数字高程模型等环境数据对土耳其南部山区的9个树种进行了分类, 结果表明, 使用环境数据辅助植被分类与仅使用光学影像分类相比, 总体分类精度提高了约19.6%。Pan等人^[56]综合气候、地形和光谱数据对中国47种土地覆盖类型进行了分类, 分类的总体精度可达86.3%。

除了不同数据源之间的融合使用外, 由于不同植被的生长发育具有不同的物候特性, 其光谱信息会随季节的变化而改变, 利用多时相遥感数据比仅使用单时相遥感数据进行植被分类的优势更明显。例如, Immitzer等人^[57]利用18个时期的Sentinel-2影像对中欧森林中的5个针叶树种和7个阔叶树种进行了分类, 与最佳的单时相分类结果相比, 基于多时相的分类方法将阔叶树种的平均分类精度由72.9%提高到85.7%, 针叶树种的平均分类精度由83.8%提高到95.3%。

2.2 分类策略的发展

根据分类基本单元的不同, 遥感的分类方法可分为两类: 基于像元的分类方法和面向对象的分类方法。传统的基于像元的分类方法未考虑到影像纹理信息, 在对高分辨遥感数据分类时, 由于其纹理细节表现突出, 使用该方法分类会因太细碎而导致结果有大量的数据冗余^[58]。于是面向对象的分类方法应运而生, 它能利用分割将影像分成多个对象斑块, 每个斑块为两个以上相邻光谱信息类似的像元集合^[59], 与之前的像素级分类方法不同, 这样分类的优点是使分类的基本单元不再是单独的像素而是通过分割得到的“同质”对象, 具有更丰富的特征信息^[60]。面向对象的信息提取改善了基于像元信息提取结果破碎化程度高、“椒盐现象”严重的问题, 已被广泛应用于植被分类中。Gil-

bertson等人^[61]基于5个时期的Landsat 8影像利用机器学习对8种作物进行了分类,与基于像素的分类结果相比,面向对象的分类精度提高了约15%。Fu等人^[62]基于高空间分辨率GF-1和SAR数据,采用随机森林算法对基于对象和基于像素的湿地植被分类结果进行了比较,发现与基于像素的分类相比,基于对象的分类精度整体提高了约3%~10%。

2.3 分类方法的发展

早期遥感植被分类的方法主要为目视解译和非监督分类方法。非监督分类方法在分类过程按照一定的聚类规则将像元划分到某一类别中,需在分类结束后通过目视判读或实地调查确定各个聚类集合所代表的具体类别含义。随着遥感数据的多元化发展,目视解译和非监督分类方法的分类效率和精度均难以满足精细植被分类的要求。近年来,建立在概率统计基础上的机器学习方法凭借其强大自适应和自学习的并行信息处理能力,被广泛应用于遥感植被分类中。目前在遥感植被分类中应用最为广泛的机器学习方法主要有支持向量机(support vector machine, SVM)、决策树(decision tree)和随机森林(random forest)等^[63]。基于这些方法, Tigges等人^[64]利用RapidEye高分辨率卫星遥感影像数据,基于面向对象的分类思想,通过SVM分类方法实现了德国首都柏林的8类城市树种的分类,总体精度可达85%。Tatsumi等人^[65]利用时间序列的Landsat 7 ETM+数据,通过决策树分类的方法,实现了对8种作物的准确分类,总体精度可达81%。

卫星遥感空间分辨率不断提高,对地表植被的观测越来越精细,但相应的信息复杂度也随之提高,数据处理计算难度也在不断增大。机器学习方法表现的好坏很大程度上取决于模型参数的分配和所选择的特征是否合理,而特征选择往往依靠经验,具有一定的盲目性,在信息复杂的情况下制约了其分类的精度,该方法逐渐难以满足高精度的植被分类需求。深度学习是近10年来人工智能领域取得的重要突破,它是一种基于无监督特征学习和特征层次结构的学习方法,能通过海量的训练数据和具有很多隐藏层的深度模型学习更有用的特征,最终提升分类的准确性^[66]。如今,深度学习的方法已被用来解决高分辨率遥感影像的分类问题,例如, Ji等人^[67]利用GF-1和GF-2影像,基于三维卷积神经网络对农作物进行了自动分类,总体分类精度

可达95.9%。Zhong等人^[68]基于时间序列的Landsat EVI数据,利用深度学习对14种作物类型进行了分类,总体精度可达85.54%。

深度学习的应用显著提高了遥感植被分类的精度,但其对样本的数量具有较高的要求,对每个类别都需标定大量训练数据,然而在植被分类应用中,由于各类型的植被分布不均,在获取样本时往往容易存在样本分布不均匀的问题,影响最终分类的精度。近年来,迁移学习的提出有望解决训练数据不足和分布不均匀的问题,它能够通过调整和优化使一个分类问题上训练好的模型适用于另一个分类问题^[69],目前已有学者开始探索将其应用到遥感植被分类中。例如,宫鹏等人^[70]应用Sentinel-2影像,通过迁移2015年的30 m分辨率的地表覆盖样本开发出了世界首套10 m分辨率的全球土地覆盖产品。

3 新一代1:50万中国植被图的遥感制图方法探讨

中国陆地面积约960万平方公里,广阔的制图范围使我国难以像日本、希腊等国国土面积较小的国家一样,以航片目视解译的方式实现大比例尺国家植被图的绘制。此外,由于我国经纬度跨度大,兼有寒带、温带、热带三种气候类型,且全国地势变化显著。这种复杂多样的气候环境和地形差异,孕育了我国丰富多样的植物种类及其所组成的植被类型^[71,72],总计超过800种植被群系/亚群系需要上图表达。我国复杂的植被分类体系使得野外调查工作的难度大、耗时长,采用传统的完全基于野外调查的植被制图方法很难保证新一代中国植被图的高效、准确绘制。

目前,随着高分辨率遥感卫星数据的获取越来越便捷,以及遥感分类方法的日趋进步,卫星遥感技术所能实现的植被分类的精度越来越高,分类级别也由传统的土地覆盖分类逐渐提升为植被型、群系分类。卫星遥感分类技术的发展为解决我国植被图绘制类型复杂且制图面积广的困境提供了可行的技术手段。因此,本课题组结合卫星遥感技术在植被分类方面的最近进展,以多源数据支持的深度学习分类为制图技术核心,围绕其海量样本的输入需求,提出了一套基于众包的植被类型样本采集流程,并以专家支撑为导向,构建了实时在线样本审核和制图校正平台(图1),

图 1 新一代中国植被图总体制图流程

Figure 1 Workflow of the new generation of Vegetation Map of China

以实现新一代中国植被图的准确、快速、低成本绘制。

3.1 基于众包的样本采集方法

国家尺度的植被图绘制离不开海量植被类型样本的支持,传统的植被类型样本主要是通过现场调查、固定样地调查和文献调查的方式获取,这类调查方式主要依托于专业人员的植被生态学知识,在获取覆盖全国的海量植被类型样本时需要高昂的时间和经济成本。

目前,信息网络技术的迅猛发展和移动智能终端的广泛普及推动了公众科学的发展,众源采集成为信息获取的新手段,并使得人人都可以成为数据的采集者^[73]。公众的参与极大地提高了数据采集的效率,甚至可以通过海量众源数据克服传统方式数据采集过程中系统性和代表性不足的弊端^[74]。在众源数据的生产与利用过程中,数据提供者无需传统数据采集的专业知识,只需专注于数据获取本身,众源数据采集可以逐渐模糊专业终端用户和非专业数据提供者之间的界限^[75],依靠众源采集可以改变传统植被类型样本采集

完全依靠专业人员的调查模式, 实现国家尺度下海量植被类型样本的低成本获取和及时更新。

在新一代中国植被图的绘制中, 除了采用传统的植被调查方法进行野外数据收集和基于各类现有植被专题制图成果进行样本数据补充外, 还采用众源采集的方式进行海量样本的收集。因此, 基于智能手机终端, 本课题组开发了“绿途”手机智能程序, 为新一代中国植被图的绘制提供了高效的低成本样本获取手段。该应用程序通过用户手机拍照的方式快速获取植被照片, 并结合手机GPS采集的位置信息, 形成带有位置坐标的植被样貌记录。为保证众源数据获取的一致性, “绿途”将用户划分为普通用户和专家用户, 设定了统一的规范: 普通用户通过拍摄3张包括群落全景、优势种和优势种细节信息的照片进行样本采集, 通过快速拍照, 每次样本的采集时间可控制在30 s内; 专家用户除了拍照采集的方式外, 还可通过在手机界面上移动点位光标位置, 直接输入植被类型的方式快速获取样本, 在一天时间内即可获得上百个有类别属性标记的样本点。除了最基本的数据采集功能外, “绿途”还具备多源遥感影像图层、多种植被分类专题图层和植被斑块图层实时显示和离线下载、用户添加兴趣点、轨迹记录、查看和管理拍摄记录和兴趣点导航等功能(图2), 有效地辅助支撑了植被类型样本的快速采集。借助这套软件, 目前已经在全国范围内收集到了约20万条信息记录。配合手机应用程序, 本课题组还开发了对应的网页端平台来管理众源采集的植被照片记录(图3), 并邀请全国各省的植被分类学家, 通过专家鉴定识别的方式确认照片记录对应的植被类型, 为新一代中国植被图的绘制提供覆盖全国的海量植被类型样本记录。最终, 经专家鉴定后的海量样本库中75%的数据将被用于深度分类模型的训练, 剩余25%的数据用于评定分类结果在植被型组和植被群系层次的分类精度。

3.2 基于多特征融合和深度学习的植被分类方法

在海量植被类型样本的支持下, 可以多源特征融合为基础, 以植被斑块对象为基本分类单元, 采用深度学习的方法实现新一代1:50万中国植被图的绘制。考虑到新一代植被图的现实性需求, 其绘制以2018年作为遥感数据的基准年, 在遥感数据源的选取中, 由于Sentinel-2具有空间分辨率高、波段多(包含从可见

图2 “绿途”植被类型众源采集APP

Figure 2 LiVegetation, a crowdsourcing collection APP for vegetation mapping

光、近红外到短波红外的13个波段)、重返周期短(双星组合观测下重返周期为5天)的优势, 本研究以Sentinel-2多光谱影像为核心提取植被光谱及纹理特征, 并通过经传感器校准处理后与Sentinel-2协调一致的Landsat 8影像来弥补云、雨对Sentinel-2影像的影响。此外, 本研究还辅以MODIS长时间序列影像提取植被物候参数, 同时利用SAR能获取植被纹理特征和散射特性的优势, 融合Sentinel-1 SAR数据, 从中提取极化特征以弥补光学影像特征的局限性, 并于Google Earth Engine平台实现归一化植被指数(normalized vegetation index, NDVI)、归一化水指数(normalized difference water index, NDWI)、比值植被指数(ratio vegetation index, RVI)等各种遥感特征的计算。此外, 本研究还从WorldClim、中国土壤类型图、Corrected SRTM^[76]数据中分别获取气温、降水、土壤、坡度、坡向等环境参数, 综合上述数据构成多特征图层作为后续分类的输入(表2)。

在分类过程中, 本研究首先利用土地覆盖数据GlobaLand30-2015将全国拆分为城市区域、自然植被区域和栽培植被区域, 在此约束下进行后续的植被制图工作。在分类单元的选择上, 由于面向对象的分类方法综合考虑了影像的光谱、纹理、色彩等多种属性特征, 对于类型分布界限模糊的植被区域具有更好的鉴别能力, 本研究采用人工选取、拼接的方式获取了无云的、处于植被生长季时期的全国Sentinel-2的清洁影像, 并利用多尺度分割方法对清洁影像进行分割, 获取植被斑块作为最小分类单元(图4)。从多源数据中提取斑块的属性值, 结合地面样本标记的植被斑块类别作为训练数据的目标值进行训练。由于新一代中国植被图的植被分类类别众多, 在同一个深度学习模型

图 3 “绿途”网页端平台
Figure 3 Schematic diagram of the web platform of the LiVegetation APP

表 2 新一代1:50万中国植被图绘制所用特征来源
Table 2 Features and data sources for the production of the 1:500,000 new generation of Vegetation Map of China

数据集	数据类型	提取特征
Sentinel-1	遥感数据	SAR极化特征
Sentinel-2	遥感数据	植被光谱及纹理特征
MODIS	遥感数据	植被物候特征
WorldClim	环境数据	气温、降水特征
Corrected SRTM	环境数据	坡度、坡向特征
中国土壤类型图	环境数据	土壤类型特征

中实现所有类型的训练的方式难以保证训练结果的准确性,考虑到植被的分布常常与气候相关,并具有一定的地带性规律,本研究分气候区进行深度学习模型的训练,以提高深度学习模型的准确性.同时,为解决不同类别训练样本不均衡问题,训练时采用迁移学习的方法进行逐级分类.在植被型组水平上,由于类别少,样本相对充足,因此可训练得到稳定的植被型组分类模型.在此基础上,迁移植被型组分类模型到对应植

被型的分类,最后再进行每种植被型内部的群系分类,通过少量群系样本的学习实现植被斑块群系水平的分类.最终,在上述分类方法得到的高分辨率遥感分类结果的基础上,结合制图比例尺、全国植被分类体系、分类后各植被斑块的面积大小以及代表性植被类型的上图需求进行综合制图,实现1:50万中国植被图的最终绘制.

3.3 基于在线平台的植被图校订与更新方法

由于中国植被图的分类体系在设定上不仅考虑了群落的外貌特征、物种组成,而且考虑了物种在群落中所处的层次地位,因此,许多植被类型在光谱上的差异并不明显,遥感分类难度大.建立基于专家知识的质量检查体系,研发支持校订修改的系统平台,对于保证高质量的植被图绘制十分重要.考虑到基于众包的样本采集方式具有源源不绝的特性,样本的动态增加非常有利于植被制图结果的快速更新迭代,因此,传统的单机验证和校订方法存在很大的局限性,难以实现对新增信息的有效利用.随着网络技术的发展,

图 4 植被斑块的获取(网络版彩图)

Figure 4 Segmentation of vegetation from satellite images (color online)

构建实时在线的网上校订平台为植被图的斑块边界的修改和类型的更新提供了有效的途径. 基于此, 本研究将开发植被在线校订平台, 结合1:50万植被图图幅和各省行政边界实现工作区划分, 并遵循各省专家负责所属省份校订的原则, 实现对制图结果的质量控制. 通过该校订在线平台, 一方面以工作区为单元, 用于展示植被型、植被型和植被群系级别的植被分类结果和分类精度报告, 另一方面为各省专家提供在线实时修订分类结果的交互界面. 此外, 为减少工作区间的接边错误, 本研究并未按工作区对植被斑块进行切割, 而是保留了工作区交界处植被斑块的形状, 并按面积权重划归相应省份进行审核.

动态增加的样本数量同时也非常有利于提高深度学习模型的可靠性, 通过在线校订平台与深度分类模型的实时连动, 当分类结果发生变动时, 可快速地标识出质量不可靠的区域, 并提供潜在的植被类型, 提高质量检验的速度. 此外, 植被在线校订平台除了可提供卫星影像和环境参数辅助图层外, 通过

与众包采集应用程序的网络管理平台实时连动, 可提供植被外貌的高清图片, 提高校订的准确性. 这种动态的校订方式, 能充分发挥众源样本采集的优势, 使得新一代中国植被图成为可快速、持续更新的“活”的植被图, 进一步提高新一代植被图的使用价值.

4 总结与展望

中国植被专题资源信息的本底数据《中华人民共和国植被图(1:1000000)》从开始绘制至今已将近40年, 中国的植被分布本底数据亟待更新. 然而我国广阔的国土面积和复杂多样的植被类型给新一代中国植被图的绘制带来了严峻的挑战.

随着卫星遥感技术的发展, 高分辨率遥感影像获取到的地物属性和空间信息越来越丰富, 为植被分类制图提供了可靠的数据源. 此外, 深度学习也逐渐应用于遥感植被分类处理研究中, 为实现高精度的遥感

植被自动分类提供了可行的解决途径。基于此, 本文对国家尺度植被图的制图方法和卫星遥感植被分类技术的进展进行了综述, 并以此为基础, 提出了涵盖样本采集、分类方法和验证方法的整套新一代中国植被图的遥感制图方法体系。新一代1:50万中国植被图的绘制通过众源采集结合专家鉴定的方式有效解决了传统植

被类型样本采集方法效率低、成本高的难题, 进一步缩短了国家尺度植被图的成图周期; 将基于深度学习的遥感分类与植被分类学家专家校订相结合, 有效保障了最终制图的精度。本文所提出的制图方法体系为国家尺度植被图的准确、高时效绘制提供了强有力的技术支持。

参考文献

- 1 Li G Q, Ma K M, Fu B J. Impacts prediction of regional vegetation restoration on ecological security (in Chinese). *Acta Ecol Sin*, 12: 4127–4134 [李国强, 马克明, 傅伯杰. 区域植被恢复对生态安全的影响预测——以岷江上游干旱河谷为例. *生态学报*, 2006, 12: 4127–4134]
- 2 Bai Y F, Wang Y. Long-term ecological research and demonstrations support protection and sustainable management of grassland ecosystems (in Chinese). *Bull Chin Acad Sci*, 2017, 8: 112–118 [白永飞, 王扬. 长期生态研究和试验示范为草原生态保护和草牧业可持续发展提供科技支撑. *中国科学院院刊*, 2017, 8: 112–118]
- 3 Niu S L, Wan S Q, Ma K P. Acclimation and mitigation of terrestrial ecosystem and biodiversity to climate change (in Chinese). *Bull Chin Acad Sci*, 2009, 4: 93–99 [牛书丽, 万师强, 马克平. 陆地生态系统及生物多样性对气候变化的适应与减缓. *中国科学院院刊*, 2009, 4: 93–99]
- 4 Zhang C P, Niu J M, Dong J J, et al. Vegetation mapping and its development (in Chinese). *Acta Sci Nat Univ Sunyatseni*, 2005, 44: 245–249 [张翠萍, 牛建明, 董建军, 等. 植被制图的发展与现状. *中山大学学报(自然科学版)*, 2005, 44: 245–249]
- 5 Zhang X L, Zhou J H, Cai W T, et al. Vegetation mapping (1:100000) in Heihe River Basin using 3S technology (in Chinese). *J Northwest Norm Univ (Nat Sci)*, 2018, 54: 95–101 [张晓龙, 周继华, 蔡文涛, 等. 基于3S技术的黑河流域1:100000植被制图. *西北师范大学学报(自然科学版)*, 2018, 54: 95–101]
- 6 Merenlender A M. Mapping vineyard expansion provides information on agriculture and the environment. *Calif Agric*, 2000, 54: 7–12
- 7 Dimböck T, Dullinger S, Grabherr G. A regional impact assessment of climate and land-use change on alpine vegetation. *J Biogeogr*, 2003, 30: 401–417
- 8 Miao Z H, Liu Z M, Wang Z M, et al. Dynamic monitoring of vegetation fraction change in Jilin province based on MODIS NDVI (in Chinese). *Remote Sens Techn Appl*, 2010, 6: 81–87 [苗正红, 刘志明, 王宗明, 等. 基于MODIS NDVI的吉林省植被覆盖度动态遥感监测. *遥感技术与应用*, 2010, 6: 81–87]
- 9 Tasser E, Tappeiner U. Impact of land use changes on mountain vegetation. *Appl Veg Sci*, 2002, 5: 173–184
- 10 Franklin S, Comer P, Evens J, et al. How a national vegetation classification can help ecological research and management. *Front Ecol Environ*, 2015, 13: 185–186
- 11 The Editorial Committee of Vegetation Map of China, Chinese Academy of Sciences. *Vegetation of China and Its Geographic Pattern: Illustration of the Vegetation Map of the People's Republic of China (1:1000000)* (in Chinese). Beijing: Geological Publishing House, 2007 [中国科学院中国植被图编辑委员会. 中国植被及其地理格局: 中华人民共和国植被图(1:1000000)说明书. 北京: 地质出版社, 2007]
- 12 Fang J, Chen A, Peng C, et al. Changes in forest biomass carbon storage in China between 1949 and 1998. *Science*, 2001, 292: 2320–2322
- 13 Huang X Q, Xin C L, Hu Z M, et al. Carbon storage of the forests and its spatial pattern in Nei Mongol, China (in Chinese). *Chin J Plan Ecol*, 2016, 40: 327–340 [黄晓琼, 辛存林, 胡中民, 等. 内蒙古森林生态系统碳储量及其空间分布. *植物生态学报*, 2016, 40: 327–340]
- 14 Naidoo R, Hill K. Emergence of indigenous vegetation classifications through integration of traditional ecological knowledge and remote sensing analyses. *Environ Manage*, 2006, 38: 377–387
- 15 Ichter J, Evans D, Richard D. *Terrestrial Habitat Mapping in Europe: an Overview*. Luxembourg: Publications Office of the European Union, 2014
- 16 Dorp D, Boot R, Maarel E. Vegetation succession on the dunes near Oostvoorne, The Netherlands, since 1934, interpreted from air photographs and vegetation maps. *Vegetatio*, 1985, 58: 123–136
- 17 Avery T E, Berlin G L. *Fundamentals of Remote Sensing and Airphoto Interpretation*. 5th Ed. Upper Saddle River: Prentice Hall, 1992
- 18 Schmidtlein S, Sassini J. Mapping of continuous floristic gradients in grasslands using hyperspectral imagery. *Remote Sens Environ*, 2004, 92: 126–138

- 19 Thomas V, Treitz P, Jelinski D, et al. Image classification of a northern peatland complex using spectral and plant community data. *Remote Sens Environ*, 2003, 84: 83–99
- 20 Chai Y, Ruan R Z, Chai G W, et al. Species identification of wetland vegetation based on spectral characteristics (in Chinese). *Remote Sens Land Resour*, 2016, 28: 86–90 [柴颖, 阮仁宗, 柴国武, 等. 基于光谱特征的湿地植物种类识别. *国土资源遥感*, 2016, 28: 86–90]
- 21 Zhang Y B, An N, Liu P Y, et al. Typical reclamation vegetation classification based on phenological feature parameters for coalfields in Shanxi Province (in Chinese). *Remote Sens Land Resour*, 2017, 29: 170–177 [张彦彬, 安楠, 刘佩艳, 等. 基于物候特征参数的山西煤矿区典型复垦植被分类. *国土资源遥感*, 2017, 29: 170–177]
- 22 Chen J Y, Tian Q J. Vegetation classification based on high-resolution satellite image (in Chinese). *Remote Sens*, 2007, 11: 221–227 [陈君颖, 田庆久. 高分辨率遥感植被分类研究. *遥感学报*, 2007, 11: 221–227]
- 23 Mehner H, Cutler M, Fairbairn D, et al. Remote sensing of upland vegetation: the potential of high spatial resolution satellite sensors. *Glob Ecol Biogeogr*, 2004, 13: 359–369
- 24 Furtado L F A, Silva T S F, Novo E M L M. Dual-season and full-polarimetric C band SAR assessment for vegetation mapping in the Amazon várzea wetlands. *Remote Sens Environ*, 2016, 174: 212–222
- 25 Austin M. Case studies of the use of environmental gradients in vegetation and fauna modelling: theory and practice in Australia and New Zealand. In: Scott J M, Heglund P J, Samson F, et al., eds. *Predicting Species Occurrences: Issues of Accuracy and Scale*. Covelo: Island Press, 2002. 73–82
- 26 Miller J, Franklin J. Modeling the distribution of four vegetation alliances using generalized linear models and classification trees with spatial dependence. *Ecol Model*, 2002, 157: 227–247
- 27 Hilbert D W, Ostendorf B. The utility of artificial neural networks for modelling the distribution of vegetation in past, present and future climates. *Ecol Model*, 2001, 146: 311–327
- 28 Domaç A, Süzen M L. Integration of environmental variables with satellite images in regional scale vegetation classification. *Int J Remote Sens*, 2006, 27: 1329–1350
- 29 Chytrý M. Potential replacement vegetation: an approach to vegetation mapping of cultural landscapes. *Appl Veg Sci*, 1998, 1: 177–188
- 30 McDermid G J, Franklin S E, LeDrew E F. Remote sensing for large-area habitat mapping. *Prog Phys Geography-Earth Environ*, 2005, 29: 449–474
- 31 De Cáceres M, Wiser S K. Towards consistency in vegetation classification. *J Veg Sci*, 2012, 23: 387–393
- 32 Tierney D A, Fletcher A T, Erskine P D. Standard survey designs drive bias in the mapping of upland swamp communities. *Austral Ecol*, 2015, 40: 782–793
- 33 Loveland T R. Toward a national fuels mapping strategy: Lessons from selected mapping programs. *Int J Wildland Fire*, 2001, 10: 289–299
- 34 Jennings M D, Faber-Langendoen D, Loucks O L, et al. Standards for associations and alliances of the U.S. National Vegetation Classification. *Ecol Monogr*, 2009, 79: 173–199
- 35 Mucina L, Rutherford M C, others. The vegetation of South Africa, Lesotho and Swaziland. Strelitzia, 2010
- 36 van Breugel P, Kindt R, Lillesø J-P B, et al. Potential Natural Vegetation Map of Eastern Africa (Burundi, Ethiopia, Kenya Malawi, Rwanda, Tanzania, Uganda and Zambia). Version 2.0, 2015
- 37 Dymond J R, Shepherd J D. The spatial distribution of indigenous forest and its composition in the Wellington region, New Zealand, from ETM+ satellite imagery. *Remote Sens Environ*, 2004, 90: 116–125
- 38 Blasco F, Bellan M F, Aizpuru M. A vegetation map of tropical continental Asia at scale 1:5 million. *J Veg Sci*, 1996, 7: 623–634
- 39 Walker D A, Raynolds M K, Daniëls F J A, et al. The circumpolar Arctic vegetation map. *J Veg Sci*, 2005, 16: 267–282
- 40 Ershov D V, Gavriluk E A, Karpukhina D A, et al. A new map of the vegetation of central European Russia based on high-resolution satellite data. *Dokl Biol Sci*, 2015, 464: 251–253
- 41 Roy P S, Behera M D, Murthy M S R, et al. New vegetation type map of India prepared using satellite remote sensing: Comparison with global vegetation maps and utilities. *Int J Appl Earth Obs Geoinf*, 2015, 39: 142–159
- 42 Rodwell J S. Committee (GB) J Nature Conservation. National Vegetation Classification: Users' Handbook. Peterborough: Joint Nature Conservation Committee, 2006
- 43 Rodwell J S. The UK national vegetation classification. *Phytocoenologia*, 2018, 48: 133–140
- 44 Galanina O, Heikkilä R. Comparison of Finnish and Russian approaches for large-scale vegetation mapping: a case study at Härkösu Mire,

- eastern Finland. *Mires Peat*, 2007, 2: 1–16
- 45 Xie Y, Sha Z, Yu M. Remote sensing imagery in vegetation mapping: a review. *J Plant Ecol*, 2008, 1: 9–23
- 46 Ichter J, Savio L, Evans D, et al. State-of-the-art of vegetation mapping in Europe: Results of a European survey and contribution to the French program CarHAB. *Prodrome et cartographie des végétations de France*, 2017, 6: 335–351
- 47 Eva H D, De Miranda E, Di Bella C M, et al. A vegetation map of South America. European Commission, 2002
- 48 Mallinis G, Koutsias N, Tsakiri-Strati M, et al. Object-based classification using Quickbird imagery for delineating forest vegetation polygons in a Mediterranean test site. *ISPRS J Photogramm Remote Sens*, 2008, 63: 237–250
- 49 Fang S H, Zhu W. Classification of SAR using multipolarimetric and texture image (in Chinese). *Bull Surv Map*, 2001, 10: 12–14 [方圣辉, 朱武. 辅以纹理特征的SAR图像分类研究. *测绘通报*, 2001, 10: 12–14]
- 50 Brisco B, Brown R J. Multidate SAR/TM synergism for crop classification in western Canada. *Photogramm Eng Remote Sens*, 1995, 61: 1009–1014
- 51 Lefsky M A, Cohen W B, Parker G G, et al. Lidar remote sensing for ecosystem studies: Lidar, an emerging remote sensing technology that directly measures the three-dimensional distribution of plant canopies, can accurately estimate vegetation structural attributes and should be of particular interest to forest, landscape, and global ecologists. *BioScience*, 2002, 52: 19–30
- 52 Guo Q H, Liu J, Tao S L, et al. Perspectives and prospects of LiDAR in forest ecosystem monitoring and modeling (in Chinese). *Chin Sci Bull*, 2014, 59: 459–478 [郭庆华, 刘瑾, 陶胜利, 等. 激光雷达在森林生态系统监测模拟中的应用现状与展望. *科学通报*, 2014, 59: 459–478]
- 53 Blaes X, Vanhalle L, Defourny P. Efficiency of crop identification based on optical and SAR image time series. *Remote Sens Environ*, 2005, 96: 352–365
- 54 Ke Y, Quackenbush L J, Im J. Synergistic use of QuickBird multispectral imagery and LIDAR data for object-based forest species classification. *Remote Sens Environ*, 2010, 114: 1141–1154
- 55 Burrough P A, Wilson J P, van Gaans P F M, et al. Fuzzy *k*-means classification of topo-climatic data as an aid to forest mapping in the Greater Yellowstone Area, USA. *Landsc Ecol*, 2001, 16: 523–546
- 56 Pan Y, Li X, Gong P, et al. An integrative classification of vegetation in China based on NOAA AVHRR and vegetation-climate indices of the Holdridge life zone. *Int J Remote Sens*, 2003, 24: 1009–1027
- 57 Immitzer M, Neuwirth M, Böck S, et al. Optimal input features for tree species classification in central Europe based on multi-temporal Sentinel-2 data. *Remote Sens*, 2019, 11: 2599
- 58 Liu D, Xia F. Assessing object-based classification: advantages and limitations. *Remote Sens Lett*, 2010, 1: 187–194
- 59 Yang C, Wu G F, Li Q Q, et al. Research progress on remote sensing classification of vegetation (in Chinese). *Geogr Geo-Inf Sci*, 2018, 34: 30–38 [杨超, 郭国锋, 李清泉, 等. 植被遥感分类方法研究进展. *地理与地理信息科学*, 2018, 34: 30–38]
- 60 Myint S W, Gober P, Brazel A, et al. Per-pixel vs. object-based classification of urban land cover extraction using high spatial resolution imagery. *Remote Sens Environ*, 2011, 115: 1145–1161
- 61 Gilbertson J K, Kemp J, van Niekerk A. Effect of pan-sharpening multi-temporal Landsat 8 imagery for crop type differentiation using different classification techniques. *Comput Electron Agric*, 2017, 134: 151–159
- 62 Fu B, Wang Y, Campbell A, et al. Comparison of object-based and pixel-based Random Forest algorithm for wetland vegetation mapping using high spatial resolution GF-1 and SAR data. *Ecol Indic*, 2017, 73: 105–117
- 63 Guo Q, Kelly M, Graham C H. Support vector machines for predicting distribution of Sudden Oak Death in California. *Ecol Model*, 2005, 182: 75–90
- 64 Tigges J, Lakes T, Hostert P. Urban vegetation classification: Benefits of multitemporal RapidEye satellite data. *Remote Sens Environ*, 2013, 136: 66–75
- 65 Tatsumi K, Yamashiki Y, Canales Torres M A, et al. Crop classification of upland fields using Random forest of time-series Landsat 7 ETM+ data. *Comput Electron Agric*, 2015, 115: 171–179
- 66 Lecun Y, Bengio Y, Hinton G. Deep learning. *Nature*, 2015, 521: 436–444
- 67 Ji S, Zhang C, Xu A, et al. 3D convolutional neural networks for crop classification with multi-temporal remote sensing images. *Remote Sens*, 2018, 10: 75
- 68 Zhong L, Hu L, Zhou H. Deep learning based multi-temporal crop classification. *Remote Sens Environ*, 2019, 221: 430–443
- 69 Pan S J, Yang Q. A survey on transfer learning. *IEEE Trans Knowl Data Eng*, 2009, 22: 1345–1359

- 70 Gong P, Liu H, Zhang M, et al. Stable classification with limited sample: transferring a 30-m resolution sample set collected in 2015 to mapping 10-m resolution global land cover in 2017. *Sci Bull*, 2019, 64: 370–373
- 71 Song Y C. Recognition and proposal on the vegetation classification system of China (in Chinese). *Chin J Plan Ecolo*, 2011, 35: 882–892 [宋永昌. 对中国植被分类系统的认知和建议. *植物生态学报*, 2011, 35: 882–892]
- 72 Qian C S, Wu Z Y, Chen C D. The vegetation types of china (in Chinese). *Acta Geogr Sin*, 1956, 23: 37–92 [钱崇澍, 吴徵镒, 陈昌笃. 中国植被的类型. *地理学报*, 1956, 23: 37–92]
- 73 Li D R. Towards geo-spatial information science in big data era (in Chinese). *Bull Surv Map*, 2016, 45: 379–384 [李德仁. 展望大数据时代的地球空间信息学. *测绘学报*, 2016, 45: 379–384]
- 74 Wu B F, Zhang X, Zeng H W, et al. Big data methods for environmental data (in Chinese). *Bull Chin Acad Sci*, 2018, 8: 804–811 [吴炳方, 张鑫, 曾红伟, 等. 资源环境数据生成的大数据方法. *中国科学院院刊*, 2018, 8: 804–811]
- 75 Shan J, Qin K, Huang C Q, et al. Methods of crowd sourcing geographic data processing and analysis (in Chinese). *Geomat Inf Sci Wuhan Univ*, 2014, 39: 390–396 [单杰, 秦昆, 黄长青, 等. 众源地理数据处理与分析方法探讨. *武汉大学学报: 信息科学版*, 2014, 39: 390–396]
- 76 Zhao X, Su Y, Hu T, et al. A global corrected SRTM DEM product for vegetated areas. *Remote Sens Lett*, 2018, 9: 393–402

Remote sensing-based mapping for the new generation of Vegetation Map of China (1:500,000)

GUO QingHua^{1,2}, GUAN HongCan^{1,2}, HU TianYu^{1,2}, JIN ShiChao^{1,2}, SU YanJun^{1,2},
WANG XueJing^{1,2}, WEI DengJie^{1,2}, MA Qin^{1,2} & SUN QianHui^{1,2}

1 State Key Laboratory of Vegetation and Environmental Change, Institute of Botany, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100093, China;

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

Vegetation maps serve as the key source information for ecological studies, biodiversity conservation, and vegetation management and restoration. The latest version of the Vegetation Map of China (1:1,000,000) was generated in the 1980s. Since then, the vegetation distribution pattern of China has changed dramatically during these 40 years. Classification errors and time lag have limited the applications of Vegetation Map of China (1:1,000,000), and it is in great demand to make the new generation of national vegetation map to fulfill the needs of ecological studies and government policy making. The development of satellite remote sensing technology provides a practical and economical approach to achieve vegetation mapping in large scale. In this article, we reviewed methods of vegetation mapping at national scale and the progress of satellite remote sensing technology on vegetation classification and mapping, and summarized the current bottleneck in vegetation mapping from satellite images. Further, we introduced a vegetation mapping strategy through the combination of crowdsourcing sample collection, object-based segmentation, and deep learning technique from multi-source data. Over 50 taxonomists across China participated in the validation and calibration process through a self-developed online mapping system.

Vegetation Map of China, vegetation mapping, satellite remote sensing, crowdsourcing, deep learning

doi: [10.1360/SSV-2019-0283](https://doi.org/10.1360/SSV-2019-0283)