

基于高时空分辨率数据的上栗县植被 NPP 估算及分析

罗露花^{1,2}, 陈铭杰^{3,4}, 杨树文¹, 张新⁵

(1. 兰州交通大学 测绘与地理信息学院, 甘肃 兰州 730070; 2. 北京神州瑞霖环境技术研究院有限公司, 北京 102200;

3. 中国矿业大学(北京) 地球科学与测绘工程学院, 北京 100083; 4. 中国四维测绘技术有限公司, 北京 100089;

5. 中国科学院 空天信息研究院, 北京 100101)

摘要:针对目前植被净初级生产力(NPP)像素级的研究成果缺乏对地理空间细节的描述这一问题,借助中高分遥感影像,利用深度学习模型获取精确地类图斑,将栅格化结果作为改进的 CASA 模型的输入参数,最终估算得到上栗县不同植被类型的地块级 NPP 值。结果表明,1)相比于传统的只利用影像光谱特征提取的方法,深度学习技术获取的地类图斑更为准确。同时,在林地图斑的基础上,结合中分影像对林地类型进行判别,林地分类精度为 91.313 4%。说明中高分遥感影像结合,能够较好地在区县尺度上开展植被的精细分类。2)以 CASA 模型理论为基础,对模型中的最大光年利用率的取值进行修正。同时以地类图斑的栅格化结果作为模型的输入参数,剔除了建筑区、道路、裸地等无植被覆盖区对模型计算的影响,并对估算结果与其他模型估算结果进行比较与验证,证明了试验结果的准确性。3)实现了上栗县 NPP 结果在空间上的精细化表达,研究结果具备良好的空间细节特征,不仅满足了面积统计、定性分析等简单需求,还可为后续碳循环、碳源/汇等研究提供客观、定量化的数据支撑。

关键词:深度学习;改进的 CASA 模型;地类图斑;NPP

中图分类号:S771.8

文献标志码:A

文章编号:1001-7461(2024)02-0115-08

Estimation and Analysis of Vegetation NPP in Shangli County Based on Remote Sensing Data with High Spatial and Temporal Resolution

LUO Lu-hua^{1,2}, CHEN Ming-jie^{3,4}, YANG Shu-wen¹, ZHANG Xin⁵

(1. Faculty of Geomatics, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, Gansu, China; 2. Beijing Shenzhou Ruilin Environmental

Technology Research Institute Co., Ltd., Beijing 102200, China; 3. College of Geoscience and Surveying Engineering,

China University of Mining & Technology (Beijing), Beijing 100083, China; 4. China Siwei Surveying And Mapping Technology Co., Ltd.,

Beijing 100089, China; 5. Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China)

Abstract: In view of the lack of geospatial details in the pixel-level research results of vegetation net primary productivity (NPP), this paper used the deep learning model to obtain accurate geo-like patches with the help of medium and high-score remote sensing images, and used the rasterization results as input parameters of the improved CASA model, and finally estimated the plot-level NPP values of different vegetation types in Shangli County of Jiangxi Province. The research results showed that 1) compared with the traditional method of extracting only image spectral features, the ground type map obtained by deep learning technology was more accurate. Based on the forest map spot, combined with the middle division image to identify the forest land type, the classification accuracy of forest land was 91.313 4%, indicating that the combination of medium and high-resolution remote sensing images can better carry out the fine classifica-

收稿日期:2023-02-02 修回日期:2023-06-28

基金项目:国家自然科学基金(42161069)。

第一作者:罗露花,硕士。研究方向:生态遥感。E-mail:luoluhua_hua@163.com

tion of vegetation at the district and county scales. 2) Based on the theory of CASA model, the value of the maximum light-year utilization rate in the model was corrected. The rasterization results of the terrain patterns were used as the input parameters of the model, and the influence of non-vegetated areas such as built-up areas, roads, and bare land on the model calculation was eliminated, and the estimation results were compared and verified with other model estimation results, which proved the accuracy of the experimental results. 3) The results has realized the refined expression of Shangli County NPP results in space, and the research results have good spatial detail characteristics, which not only meet the simple needs of area statistics and qualitative analysis, but also provide objective and quantitative data support for subsequent carbon cycle and carbon source/sink research.

Key words: deep learning; improved CASA model; land type patch; NPP

2020年9月,习近平主席强调,要努力在2030前达到CO₂的排放量峰值,在2060年前争取实现碳中和。国务院发布的低碳循环经济的相关文件也指出,我国的经济社会发展需努力做到全面绿色转型,这也是解决我国资源环境生态问题的重要决策。为保持区域生态平衡,延续生态系统功能的可持续性,需要对区域生态系统进行精准、科学、有效的评估及规划管理^[1]。植被的净初级生产力(net primary productivity, NPP)表示单位时间内绿色植物通过光合作用单位时间内在单位面积上所积累的有机物的数量。植被所积累的NPP不仅是植被自身生长状况、生命活动、固碳能力的重要表征,同时也是整个生态系统质量状况、功能状况的重要表征。估算区域植被NPP也成为近年来科学界的热点研究问题之一。研究植被的NPP时空演化特征,对整个生态系统的碳循环、碳源汇都有着重要作用^[2]。在植被NPP的估算中,涉及植被光能利用率、环境温度、湿度、植被类型等参数的反演。又因遥感数据蕴含着不同作物丰富的光谱反射率特征,结合遥感技术手段,可将外界环境对植被光合作用的影响较为直接地反映出来,进而实现对光能利用率快速、相对精确的估算。对于植被类型分类来说,基于中等空间分辨率的遥感数据已经被广泛地应用于植被类型信息提取研究,然而中分辨率遥感影像数据因其空间分辨率较低,一个像元一般包含多个地物的波谱特征,在进行分类时,容易造成错分、漏分的情况。从而影响分类精度。高分遥感数据与中低分辨率遥感数据相比优势在于具有丰富的空间异质性信息,增加了所有地物细节的表现能力,对于地物形态和边界的识别具备无法替代的优势。在当下可获取的高分影像中,不同地物的边界被有效捕捉,地物形态间隔能够清晰地辨别,是获取精确、有效、科学的地理图斑(在一定的空间尺度约束下,视觉上能感知、具有确定土地利用归属的最小地理实体,是构建地理场景的基本单元)的重要途径之一^[3]。地块尺度

地物分类既要求地块在空间位置上定位“精确”,又要求类型判别“准确”,协同高、中空间分辨率遥感数据成为必然选择。

对于植被NPP估算来说,已有部分研究人员利用中低分辨率的遥感影像数据对区域或全球尺度的植被NPP估算展开了研究,并取得了一定的研究成果^[4-7]。另外,也有研究利用遥感融合技术,融合中低分辨率遥感数据,进而估算得到较高空间分辨率的植被NPP^[8]。然而,这些研究成果的空间表现形式主要是大尺度、中低分辨率、像素级的估算结果。产品成果存在空间分辨率低,不同地物类型界限不清晰,分类精度低等缺点。在空间制图方面,仅满足面积统计、定性分析等简单需求。特别是对于山地、丘陵等种植结构多样的区域,这些产品无法在地理图斑的尺度上进行精确判别和提取,从而缺乏地块的细节信息,所获得的成果在空间分布具有较高的不确定性,不利于直接服务于精准化的监测需求^[9]。

本研究面向地形地貌复杂区,以江西省上栗县为例,借助高空间分辨遥感数据和中低分辨率遥感数据之间信息互补的优势,构建了山区环境下植被NPP的估算流程。该方法首先是利用高分率遥感影像数据,结合基于深度学习卷积神经网络提取算法得到边界形态规整的耕地、水体、建设用地和林地图斑。再利用Landsat丰富的光谱特征并结合外业调查数据进一步判别林地类型。该地块分类结果数据作为改进的CASA(carnegie ames stanford approach)模型的输入数据,并结合气象数据及MODIS数据估算NPP,最后通过空间关联、属性迁移等空间分析方法得到不同植被类型在地块尺度上的NPP反演结果。该方法为植被NPP估算研究提供了一条可行的思路。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

研究区位于江西省萍乡市正北部的上栗县(27°

38′—28°01′N,113°47′—114°04′E),属于中亚热带季风性湿润性气候,平均海拔 233.7 m,常年温和多雨,四季分明,日照时间长,年降雨量 950~1 200 mm,年平均气温为 17 ℃。上栗县的生态资源丰富,其中,林业用地面积占 61.9%,有林地面积达 2.66 万 hm²,活立木蓄积 144.96 万 m³、毛竹蓄积 2 400 余万根,森林覆盖率达到 58.01%,是典型的生态县。

1.2 数据来源与预处理

文中所使用数据含遥感影像数据和气象站点数据。其中谷歌高分影像来源于谷歌地球版,MODIS 数据通过美国航空航天局(<https://www.nasa.gov/>)、Landsat 8 数据来源于美国地质勘探局(<http://glovis.usgs.gov/>),时间均为 2020 年。气象站点数据来源于中国气象数据网(<http://cdc.cma.gov.cn/>)包含上栗县站点及其附近的 10 站点(表 1)。

表 1 数据列表
Table 1 Data list

数据类型	空间分辨率/m	用途
谷歌影像	1.02	用于提取上栗县地块图斑
Landsat	30	用于林地类型分类
MOD13Q1	250	用于计算植被对光合有效辐射的吸收比例(FPAR)
MOD17A3	1 000	用于验证实验计算所得的 NPP 结果
气象数据	—	用于计算月平均温度和月总降雨量和太阳辐射量
矢量数据	—	用于对所有栅格数据裁剪

MODIS 数据产品处理:利用 MRT(MODIS Reprojection Tool)批处理工具对数据集进行格式转换和投影转换,最终提取出空间分辨率为 250 m 的 NDVI 数据集,NDVI 时间序列数据包含 2019-12-16 至 2020-12-16,共计 24 期影像。将每期时序 NDVI 数据按时间顺序排列,利用最大值合成法获得得到 NDVI 的月数据集^[10]。气象站点数据处理:通过克里金插值的方法将气象站点观测得到的月平均温度数据、月总降雨量数据两个指标数据插值成栅格数据集^[11]。太阳辐射量栅格数据通过气象站的日照时数、日照百分率等参数计算得到。

1.3 研究方法

本研究方法分 3 步:第 1 步,基于深度学习获取上栗县地类图斑数据;第 2 步,结合中分影像判别林地类型,获取含属性信息的地类图斑;第 3 步,以第 2 步试验结果作为改进的 CASA 模型的输入数据,再结合低分辨率的 MODIS 数据反演出不同植被类型的 NPP 值,并对其结果进行统计分析(图 1)。

1.3.1 基于高分数据提取精细地类图斑 根据上栗县实际地物的空间分布特征,并结合野外调查数

据,将研究区的地物分为园地、竹林地、乔木林地、灌木林地、草地、耕地、水体、建设用地、疏林地和裸地十种类型。园地和裸地,这 2 种类型在遥感影像中呈现的边缘特征和纹理特征明显,且在研究区域内分布零散,整体面积不大。因此,对于这 2 类地物的提取,采用目视解译的方法直接在高分影像中提取。
1.3.1.1 耕地边缘特征提取 通过对比不同的网络模型,采用了 RCF(richer convolutional features for edge detection)网络对耕地边缘形态进行提取^[12]。对于本研究区来说,上栗县的耕地主要分布于平坝区,耕地的形态规整,排列较为紧凑,在高分影像上能清晰地辨别耕地边界。RCF 模型去除了第五池化层来加强对边缘的定位,使得耕地的边界定位更加精确,经过线构面后的耕地预测结果也更加准确。

耕地形态的提取流程共分成 5 个步骤,分别是样本制作、模型训练、模型预测、结果后处理和人工辅助修正。在选取样本点时,应尽可能地涵盖所有耕地类型,保证样本的典型性和均匀性,避免因样本的遗漏导致提取结果的不完整。最终在研究区内共选择了 46 个 1 000×1 000 像素的样本,根据目视解译,将样本中是耕地的部分勾绘出来,并将所勾绘的线(即边缘像素)设置属性值 1,其他作为背景值(图 2、图 3)。

模型训练的输入需要栅格化的数据集,因此,需要将事先绘制好的 46 个样本的矢量文件通过栅格化的方式转换成线状要素的语义标签,该数据与对应的影像形成了训练数据集一同输入到模型中进行训练,最终得到耕地模型。同时需要设置模型训练的相应参数,模型运行环境为 Pytorch,初始学习率为 0.000 1,运行的迭代次数为 5 000 次以上。

通过以上深度学习模型训练和预测的过程,得到了上栗县耕地预测结果的灰度图,还需要通过矢量化将预测结果的灰度图转换成矢量数据集,再通过线构面的过程将线矢量结果转换成面矢量结果,同时将线构面的过程设定阈值范围,剔除过大和过小的图斑。最后检验矢量结果,通过目视解译修正错提和漏提的结果图斑得到精确完整耕地图斑。

1.3.1.2 其他地物类型特征提取 采用了 D_LinkNet 网络对纹理特征丰富的林地(含乔木林地、灌木林地、竹林地、疏林地)、水体、草地和建筑用地进行提取,该网络最早是用于道路的二分类语义分割任务,由编码器-解码器结构、空洞卷积和预训练编码器共同构成的工作流^[13]。该网络以 Linknet 作为其骨干网络,可以在不降低特征图的分辨率下,能够扩大接受域,从而能够综合多尺度特征,并保留详细信息。

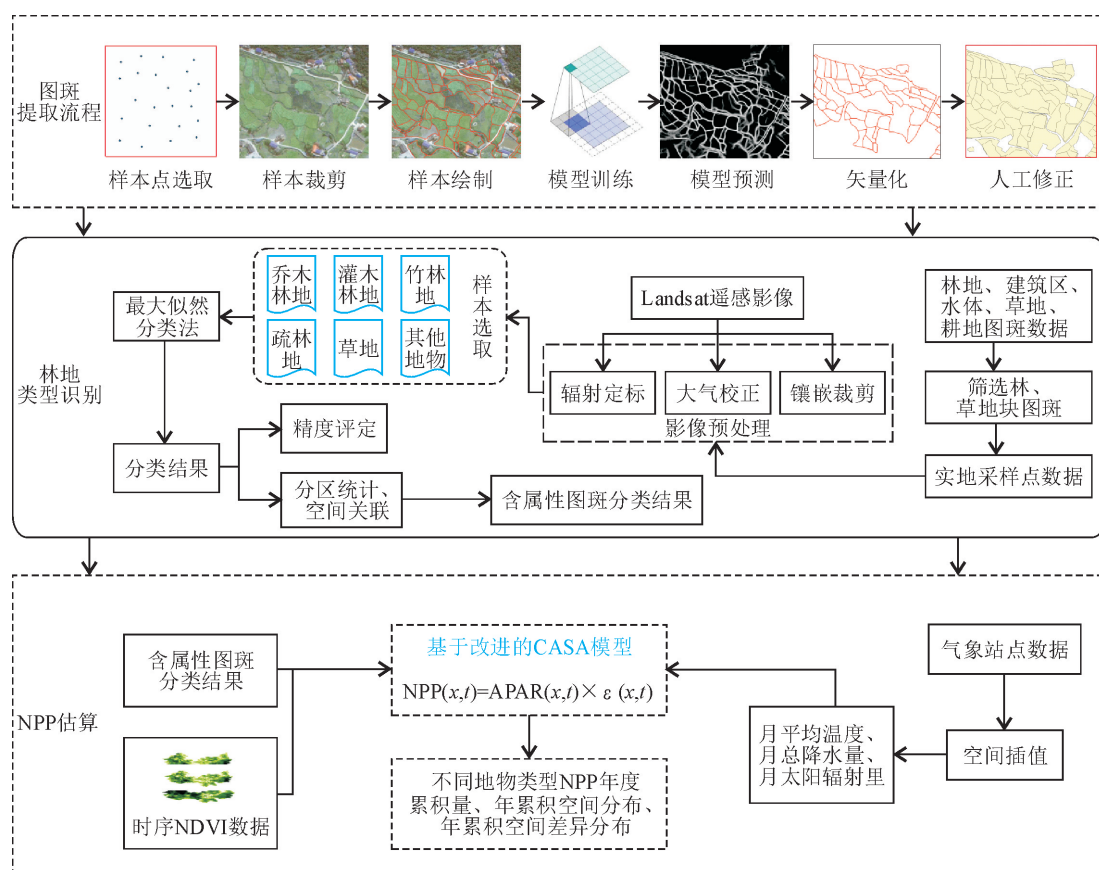


图 1 技术流程

Fig. 1 Technical flow chart



图 2 耕地样本示例

Fig. 2 Example of cultivated land samples

茂盛的草地在高分影像中和低矮林地较难区分,因此本文在提取草地和林地时,将 2 类样本视为一类,通过 D_LinkNet 网络模型获取研究区内的“疑似”林地和草地图斑,但在这一步的试验结果中,仍无法判断林地图斑的具体类型。

林地、水体和建筑用地的图斑提取过程与耕地图斑提取过程一致。根据上栗县林地、建筑用地、水体的分布特征,在保证样本均匀性和典型性的前提下,选取了涵盖乔木林地、灌木林地、竹林地、疏林地、草地的样本 47 个。建筑和水体的样本分别选取了 20 个和 10 个。

通过以上步骤得到了耕地、林地、草地、建筑和水体的矢量图斑。然而不同的林地类型在谷歌影像上

呈现的差异较小,通过深度学习的方法能从影像上大致提取出林地的图斑,具体林地类型的判别还需借助具有丰富光谱特征的中分影像来进一步识别。

首先根据实地调查数据和高分影像,确定竹林地、乔木林地、灌木林地、草地、疏林地样本,共选取了 89 个样本,以 60% 的样本作为训练样本,40% 的样本为验证样本。以训练样本作为标识点,通过最大似然法对 Landsat 影像进行分类,得到分类结果图。再进行统计分析,将 Landsat 影像的分类结果映射到高分影像的林地图斑上,最终得到竹林地、乔木林地、灌木林地、草地、疏林地的矢量图斑。

1.3.2 改进 CASA 模型的植被 NPP 估算 本研究基于朱文泉^[14]改进的 CASA 模型计算上栗县植被 NPP。其理论模型的表达式为

$$N_{PP}(x, t) = A_{PAR}(x, t) \times \epsilon(x, t) \quad (1)$$

式中: $A_{PAR}(x, t)$ 表示像元 x 在 t 月吸收的光合有效辐射 ($MJ \cdot m^{-2} \cdot month^{-1}$); $\epsilon(x, t)$ 表示像元 x 在 t 月的实际光能利用率 g/MJ 。

$$A_{PAR}(x, t) = S_{OL}(x, t) \times F_{PAR}(x, t) \times 0.5 \quad (2)$$

式中: $S_{OL}(x, t)$ 表示 t 月在像元 x 处的太阳总辐射量 ($MJ \cdot m^{-2} \cdot month^{-1}$); $F_{PAR}(x, t)$ 表示植被层对入射光合有效辐射的吸收比例,该参数无单位。公

式末尾常数 0.5 表示植被所能利用的太阳有效辐射(波长 0.38)占太阳总辐射的比例。

$$F_{PAR}(x,t)=\alpha F_{PARNDVI}+(1-\alpha)F_{PARSR} \quad (3)$$

在一定的范围内,FPAR 与 NDVI 存在着线性关系,同时 FPAR 与比值植被指数(SR)也有着较好的相关性。因此在计算 FPAR 时,综合考虑了 NDVI 和 SR,取其分别计算得到的 FPAR 的加权平均值作为 FPAR 的估算值。本研究中,对于建筑区、水体、裸地这 3 类无植被覆盖区的 FPAR 取值为 0,其他植被类型 FPAR 值按式(3)计算得到。

光能利用率是在一定时期单位面积上生产的干物质中所包含的化学潜能与同一时间投射到该面积上的光合有效辐射能之比,受温度、土壤水分等众多

因素的影响。在改进的 CASA 模型中,计算水分胁迫因子时舍弃了众多土壤参数,仅利用降雨量、温度和太阳辐射量数据来计算,其计算公式如下

$$\epsilon(x,t)=T_{\epsilon_1}(x,t)\times T_{\epsilon_2}(x,t)\times W_{\epsilon}(x,t)\times \epsilon_{max} \quad (4)$$

式中: $T_{\epsilon_1}(x,t)$ 和 $T_{\epsilon_2}(x,t)$ 表示低温和高温对光能利用率的胁迫作用; W_{ϵ} 为水分胁迫影响系数,反映水分条件的影响; ϵ_{max} 是理想条件下的最大光能利用率(g/MJ)。

水分胁迫系数与区域蒸散量有关,在计算区域实际蒸散量周广胜等人建立的区域实际蒸散量模型^[15],计算区域潜在蒸散量引入了周广胜等^[16]提出的一种互补关系求解得到(表 2)。

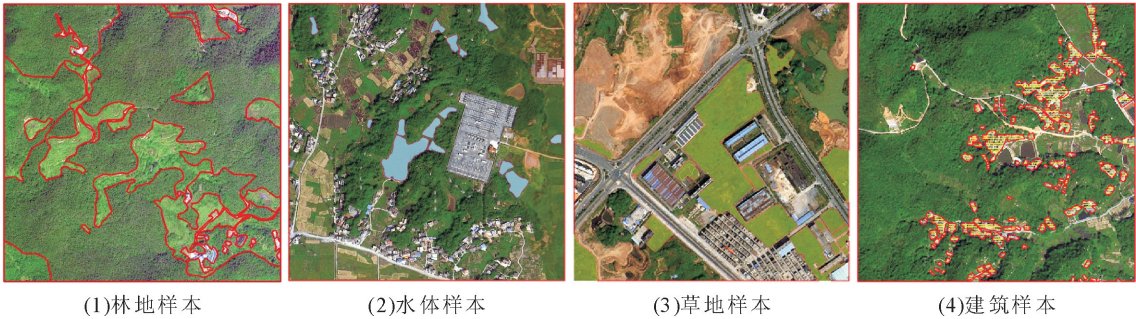


图 3 其他地物类型样本

Fig. 3 Samples of other types of features

表 2 不同植被类型的 ϵ_{max} 统计

Table 2 Different vegetation types ϵ_{max} statistics

序号	植被类型	ϵ_{max}
1	果园地	0.542
2	竹林地	0.542
3	乔木林地	0.768
4	灌木林地	0.429
5	草地	0.542
6	耕地	0.542
7	水体	0.389
8	建筑区	0.389
9	疏林地	0.542
10	裸地	0.389

早期的研究中,植被最大光能利用率的取值都一致,取值为 0.389 g/MJ^[17-18]。而研究表明,不同植被类型的差异较大,不同植被类型对太阳辐射的吸收、转换效率、吸收的波段上各有差异。将所有的植被最大光能利用率取值一致,不能满足实际应用中的计算需求。因此,本研究在确定不同植被的最大光能利用率时参考了朱文泉^[14]模拟的中国典型植被类型最大光能利用率的研究成果,对上栗县不同土地覆盖类型的最大光能利用率进行修订。其中,对于园地、竹林地、草地、耕地、建设用地和疏林

地 ϵ_{max} 统一取值为 0.542 g/MJ;乔木林地 ϵ_{max} 取值 0.768 g/MJ(与常绿、落叶阔叶混交林的最大光能利用率模拟值相同);灌木林地 ϵ_{max} 取值为 0.429 g/MJ;建筑区、水体和裸地的 ϵ_{max} 取与 CASA 模型中全球月平均最大光能利用率的值相同,取值为 0.389 g/MJ。通过以上计算,得到 $APAR(x,t)$ 和 $\epsilon(x,t)$ 栅格值,再通过式(1)计算得到上栗县不同植被类型的 NPP 值。

2 结果与分析

2.1 地类图斑提取结果

基于深度学习网络模型,可快速、准确地从高分影像中提取地块图斑。对于地类图斑提取结果采用了目视解译的方法进行验证。对于中分影像的分类结果采用 OA 和 Kappa 系数进行验证,林地分类结果的 OA 和 Kappa 系数分别为 91.313 4%、0.880 4。

上栗县地类图斑总数为 158 481 个,上栗县总面积为 727.31 km²(图 4)。果园地、竹林地、乔木林地、灌木林地、草地、耕地、水体、建设用地、疏林地、裸地的面积占总面积比依次为 1.31%、9.45%、37.46%、1.81%、0.44%、17.49%、3.45%、18.76%、8.91%、0.92%。乔木林地面积占比最大,草地面积最小。

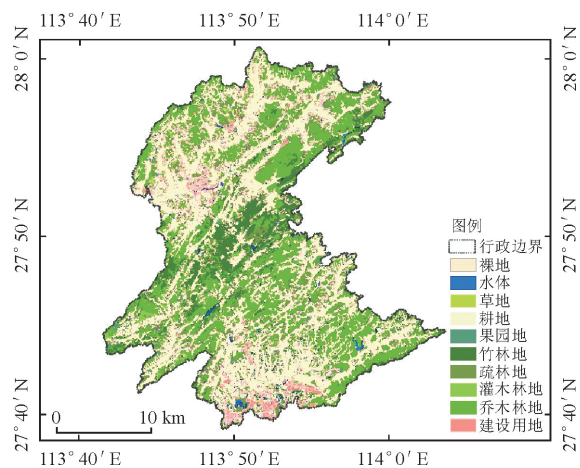


图4 地类图斑提取结果

Fig. 4 Extraction results of land class map spots

2.2 NPP 反演结果

采用改进的 CASA 模型估算得到了 2020 年上

栗县植被 NPP 值,再将该结果与地类图斑数据进行分区统计分析,得到地块级的 NPP 结果,如图 5 所示。

表3 不同地物类型的图斑数和面积

Table 3 Number and area of patches for different types of land features

植被类型	图斑数/个	面积/km ²
果园地	973	9.54
竹林地	2 943	68.71
乔木林地	5 787	272.42
灌木林地	824	13.13
草地	501	3.23
耕地	92 780	127.22
水体	11 724	25.10
建筑区	37 075	136.47
疏林地	5 614	64.82
裸地	260	6.69

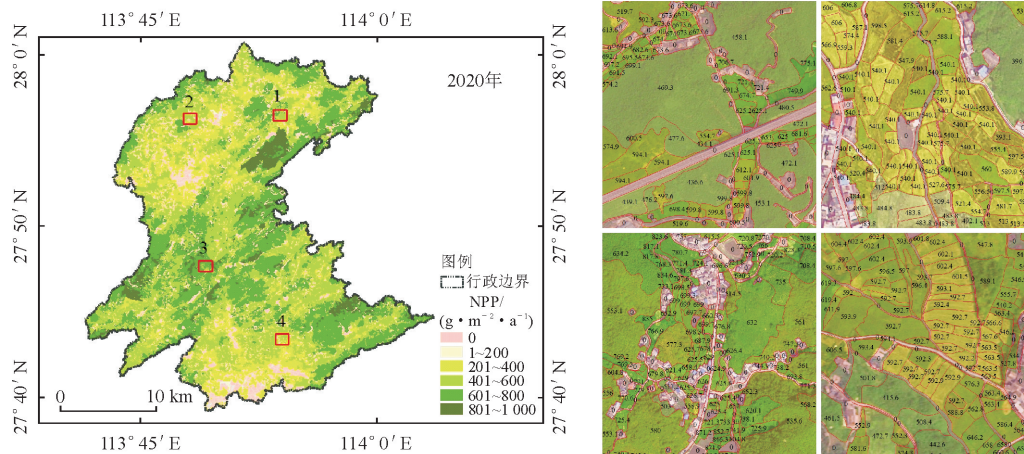


图5 2020 年均 NPP 空间分布及局部细节展示图

Fig. 5 2020 annual NPP spatial distribution and local details display

从图 5 可以看出,上栗县 NPP 分布整体上呈现出由中部地区向两端递减的空间分布特征。西北部地区金山镇($278.94 \text{ g} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{a}^{-1}$)、上栗镇($299.18 \text{ g} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{a}^{-1}$),南部地区福田镇($261.35 \text{ g} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{a}^{-1}$)、彭高镇($268.61 \text{ g} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{a}^{-1}$)的年平均 NPP 值均低于中部地区的长平乡($344.90 \text{ g} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{a}^{-1}$)、杨歧乡($350.58 \text{ g} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{a}^{-1}$)。

上述研究结果表明,上栗县 NPP 空间分布特征受城市化影响大(成反比),城市化高的区域植被覆盖度少,中部地区为上栗县天然林保护区集中区,具有极丰富的自然植被覆盖度,该地区也是上栗县 NPP 高产区。2020 年不同植被类型的年平均 NPP 值大小依次为乔木林地($555.86 \text{ g} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{a}^{-1}$)>竹林地($528.89 \text{ g} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{a}^{-1}$)>园地($452.83 \text{ g} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{a}^{-1}$)>草地($449.15 \text{ g} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{a}^{-1}$)>耕地($435.95 \text{ g} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{a}^{-1}$)>疏林地($433.11 \text{ g} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{a}^{-1}$)>灌木林地($361.47 \text{ g} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{a}^{-1}$)。已有研究

表明,理论上林地的碳汇能力大于耕地和草地,但在上栗县中,疏林地和灌木丛分布较为零散,树木间隔较大,多为低矮植被,且多分布于建筑周围。这 2 类植被掺杂了未利用地与裸露地像元,形成了混合像元,所以研究区内的疏林地和灌木林的 NPP 值相对较低。

为了进一步描述年平均 NPP 值的空间分布特征,统计了不同海拔,植被 NPP 的分布情况。上栗县海拔最低点为 76 m,最高点为 972 m,根据海拔的最大、最小值将研究区的海拔划分成 76~200 m 的平原区、201~400 m 的河谷浅丘区、401~600 m 的深丘区、601~927 m 的深丘峡谷区。通过统计不同海拔区内年平均 NPP 值可知,2020 年平原区、河谷浅丘区、深丘区、深丘峡谷区的年平均 NPP 值分别为 298.20 、 402.77 、 489.86 、 $544.53 \text{ g} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{a}^{-1}$ (图 6)。

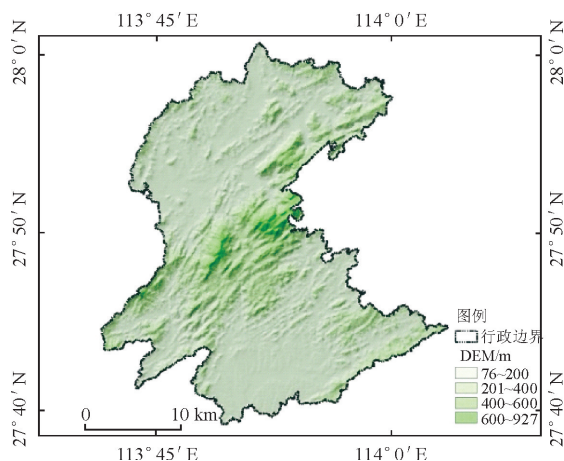


图6 上栗县 DEM 分布

Fig. 6 DEM distribution in Shangli County

由以上统计结果可知,上栗县海拔与年平均 NPP 存在明显的相关性,海拔越低区,其年平均 NPP 值也相对较低。低海拔的平原区,由于地势低平,易受春夏季降雨量剧增的影响,造成一定的水土流失。但在夏季,由于太阳辐射量的骤增,平原区的农作物正值灌浆期,也时常有伏旱发生,进而影响了该阶段内植被净初级生产力的积累。同时,低海拔平原区为人类活动集中区,由于长期的农业耕种活动,农林生态环境恶化,在一定程度上削弱了该地区植被净初级生产力的生产力。海拔在 201~400 m 的河谷浅丘区,其地形地貌以低平丘陵为主,主要分布了竹林地、园地等植被类型,该地区内植被覆盖率较高、水热条件较好,区间内年平均 NPP 值也相对较高。海拔>400 m 的深丘区及低山区,集中分布在上栗县的中部,该地区的地貌以低山为主。常年气温浮动不大,气候湿润,降雨量丰沛。同时由于海拔较高,阴雨天较多,不易受伏旱影响,该地区的地势地形环境有利于植被的生长。因此,该地区的年平均 NPP 值比低海拔的平原区年平均 NPP 要高,特别是 600 m 以上的峡谷区年平均 NPP 值达到了 $450 \text{ g} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{a}^{-1}$ 以上。

2.3 NPP 模拟结果检验

利用遥感技术估算植被 NPP,对其估算结果进行精度评定一直是备受争议的环节^[19]。目前,对于 NPP 模型精度的评价主要有 2 种:第 1 种是将估算值与 NPP 的实测值进行比较;第 2 种是将试验中的估算值与其他不同模型的估算值进行比较,对比不同模型估算值的差异。

由于 NPP 的实测值较难获取,因此,本研究对于 NPP 估算结果进行精度评价时,采用与其他模型估算值以及现有的研究成果进行对比。MOD17A3 产品是 MODIS 产品系列中的一种,该数据是通过 BIOME-BGC 模型模拟出来的全球植被年际变化的

NPP 产品资料,其空间分辨率为 1 000 m。该数据产品已被广泛地应用于全球碳循环的研究中,可信度较强。

本研究 NPP 估算值与 MOD17A3 产品值较为整体上分布一致。为了更直观地展示数据间的差异,首先对原始的 MOD17A3 产品做预处理,使其空间分辨率和投影坐标与本研究结果一致,再去除产品中的异常值,最后统计 NPP 估算值、MOD17A3 产品的最大值和最小值。2020 年上栗县 NPP 估算值取值范围为 $72.37 \sim 995.6 \text{ g} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{a}^{-1}$,产品值取值范围为 $113.9 \sim 936 \text{ g} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{a}^{-1}$ (图 7)。

为了更进一步说明本研究结果的可靠性、稳定性和适用性,从栗县(共有桐木镇、上栗镇、金山镇、福田镇、彭高镇、赤山镇、鸡冠山、长平乡、东源乡和杨岐山 10 个镇)10 个镇对应的模拟估算图与 MODIS NPP 产品图上随机选取样本点,每个镇选取 10 个样本,检验样本共计 100 个,对模拟值和产品组做相关性分析。根据分析结果可知,2020 年模拟值与产品值之间具有很强的相关性,且通过了显著性水平 $P = 0.001$ 的显著性检验,相关系数的平方值 (R^2)为 0.894 6。这也从侧面说明了模拟值与产品值在空间上的变化趋势是一致的。

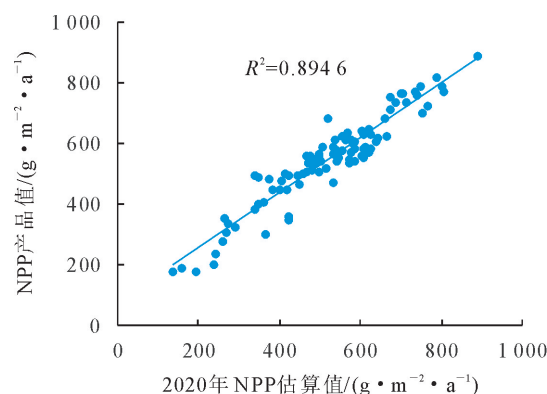


图7 2020 年 NPP 估算结果精度对比

Fig. 7 Comparison of accuracy of NPP estimation results in 2020

3 结论与讨论

本研究借助高空间分辨遥感数据和中低分辨率遥感数据之间信息互补的优势,同时利用了现有的深度学习算法获取到了上栗县 2020 年精确的地类图斑结果,并将该结果栅格化作为改进的 CASA 模型的输入参数,结合时序 NDVI 数据和气象数据估算得到了地块级的 NPP 结果。精确的地类图斑结果有效地剔除了建筑、水体对模型估算精度的影响,但在疏林地和灌丛等分类中仍会掺杂少量裸地像元和未利用地像元。

研究结果具备了良好的空间细节特征,可清晰地辨别地物类型的边界线。该结果不仅满足空间定位信息准确、空间制图及定性分析等基本要求,同时还具有良好的空间细节信息,实现 NPP 结果在地块级尺度上的精细化表达。该方法为植被 NPP 估算研究提供了一条可行的思路,同时也为后续碳循环、碳源/汇等研究提供客观、量化的数据支撑。

对于 NPP 估算结果缺少实测值的验证。本研究采用与其他研究本研究仅采用与已有研究进行对比的方法对模型估算的进行检验,今后的研究中应结合实测数据来检验模型的估测值。

参考文献:

- [1] 王素侠.快速城市化下的城市生态系统失衡及其对策[J].城市问题,2012(6):51-55.
WANG S X. Countermeasures to urban ecosystem imbalance in the context of rapid urbanization[J]. Urban Problems, 2012 (6):51-55. (in Chinese)
- [2] SINGH D. Generation and evaluation of gross primary productivity using Landsat data through blending with MODIS data [J]. International journal of applied earth observation and geoinformation, 2011, 13(1):33-48
- [3] 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.* Methods of intelligent computation and pattern mining based on geo-parcels[J]. Journal of Geo-information Science, 2020, 22(1):57-75. (in Chinese)
- [4] 王馨爽,吴梦月,马红利,等.渭河流域长时间序列 NPP 估算及时空变化特征分析[J].西北林学院学报,2020,35(6):205-211.
WANG X S, WU M Y, MA H L, *et al.* Estimation and spatial-temporal dynamics of long time sequenced vegetation net primary productivity in the Weihe River Basin[J]. Journal of Northwest Forestry University, 2020, 35(6):205-211. (in Chinese)
- [5] SUN Y F, YANG Y H, ZHAO X, *et al.* Global patterns and climatic drivers of above-and belowground net primary productivity in grasslands[J]. Science China: Life Sciences, 2021, 64 (5):739-751.
- [6] 许方岳,焦鸿渤,丁雪丹,等.亚热带常绿阔叶林植被净初级生产力时空特征[J].西北林学院学报,2019,34(2):62-68.
XU F Y, JIAO H B, DING X D. Spatial-temporal characteristics of NPP in subtropical evergreen broad-leaved forests[J]. Journal of Northwest Forestry University, 2019, 34(2):62-68. (in Chinese)
- [7] 潘萌甜,梁俊红,李佳,等.内蒙古温带草原 NPP 时空变化特征分析[J].西北林学院学报,2018,33(1):233-240.
PAN M T, LIANG J H, LI J, *et al.* Temporal and spatial pattern of temperate steppe NPP in Inner Mongolia[J]. Journal of Northwest Forestry University, 2018, 33(1):233-240. (in Chinese)
- [8] 张猛,曾永年.融合高时空分辨率数据估算植被净初级生产力[J].遥感学报,2018,22(1):143-152.
- ZHANG M, ZENG Y N. Net primary production estimation by using fusion remote sensing data with high spatial and temporal resolution[J]. Journal of Remote Sensing, 2018, 22(1):143-152. (in Chinese)
- [9] ZHANG D J, PAN Y Z, ZHANG J S, *et al.* A generalized approach based on convolutional neural networks for large area cropland mapping at very high resolution[J]. Remote Sensing of Environment, 2020, 247:
- [10] 李艳,张成才,罗蔚然,等.基于改进最大值法合成 NDVI 的夏玉米物候期遥感监测[J].农业工程学报,2019,35(14):159-165.
LI Y, ZHANG C C, LUO W R, *et al.* Summer maize phenology monitoring based on normalized difference vegetation index reconstructed with improved maximum value composite[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2019, 35(14):159-165. (in Chinese)
- [11] 李俊晓,李朝奎,殷智慧.基于 ArcGIS 的克里金插值方法及其应用[J].测绘通报,2013(9):87-90,97.
LI J X, LI C K, YIN Z H. ArcGIS Based kriging interpolation method and its application[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2013(9):87-90,97. (in Chinese)
- [12] KAREN S, ANDREW Z. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. [J]. CoRR, 2014, abs/1409.1556.
- [13] ZHOU L C, ZHANG C, WU M. D-LinkNet: LinkNet with pre-trained encoder and dilated convolution for high resolution satellite imagery road extraction[C]//IEEE/ CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, 2018.
- [14] 朱文泉.中国陆地生态系统植被净初级生产力遥感估算及其与气候变化关系的研究[D].北京:北京师范大学,2005:44-50.
- [15] 周广胜,张新时.自然植被净第一性生产力模型初探[J].植物生态学报,1995(3):193-200.
ZHOU G S, ZHANG X S. A natural vegetation npp model [J]. Chinese Journal of Plant Ecology, 1995(3):193-200. (in Chinese)
- [16] 周广胜,张新时.全球变化的中国气候-植被分类研究[J].植物生态学报,1996(1):8-17.
ZHOU G S, ZHANG X S. Study on npp of natural vegetation in china under global climate change[J]. Chinese Journal of Plant Ecology, 1996(1):8-17. (in Chinese)
- [17] FIELD C B, RANDERSON J T, MALMSTRÖM C M. Global net primary production: combining ecology and remote sensing[J]. Remote Sensing of Environment, 1995, 51:74-88.
- [18] 牛振国,宫鹏,程晓,等.中国湿地初步遥感制图及相关地理特征分析[J].中国科学(D辑:地球科学),2009,39(2):188-203.
- [19] 潘竞虎,文岩.中国西北干旱区植被碳汇估算及其时空格局[J].生态学报,2015,35(23):7718-7728.
PAN J H, WEN Y. Estimation and spatial-temporal characteristics of carbon sink in the arid region of Northwest China[J]. Acta Ecologica Sinica, 2015, 35(23):7718-7728. (in Chinese)