

doi: 10.6046/zrzyyg.2021202

引用格式: 廖廓, 聂磊, 杨泽宇, 等. 基于多维卷积神经网络的多源高分辨率卫星影像茶园分类[J]. 自然资源遥感, 2022, 34(2): 152–161. (Liao K, Nie L, Yang Z Y, et al. Classification of tea garden based on multi-source high-resolution satellite images using multi-dimensional convolutional neural network[J]. Remote Sensing for Natural Resources, 2022, 34(2): 152–161.)

基于多维卷积神经网络的多源高分辨率卫星影像茶园分类

廖廓^{1,2}, 聂磊³, 杨泽宇⁴, 张红艳³, 王艳杰³,
彭继达^{1,2}, 党皓飞^{1,2}, 冷伟³

(1. 福建省气象科学研究所, 福州 350008; 2. 武夷山国家气候观象台, 武夷山 354300; 3. 武汉珈和科技有限公司, 武汉 430200; 4. 浙江万维空间信息技术有限公司, 南京 210012)

摘要: 武夷山市地形条件、茶园种植结构复杂, 云雨天气多、卫星影像难获取。针对单一影像源茶园难提取的问题, 以武夷山市新田镇为研究区, 综合 Sentinel-2 影像的光谱信息和 Google 影像的纹理特征, 提出一种基于多源高分辨率卫星影像和多维卷积神经网络(multidimensional multi-source convolutional neural networks, MM-CNN)的茶园分类方法。该方法以一维和二维卷积神经网络为基础, 根据不同分辨率的影像, 通过建立2种模型, 分别提取茶园及疑似区域, 并融合2个模型结果, 最终得到茶园分布, 以相对经济、高效的方式完成研究区茶园分布的高精度提取。结果表明, MM-CNN融合多源高分辨率影像进行茶园提取的空间分布精度优于单一影像源方法, MM-CNN方法具有一定的普适性和鲁棒性, 为南方丘陵山区大范围高效监测茶园分布情况提供了方法参考。

关键词: 武夷山市; 茶园; 卷积神经网络; 语义分割; U-Net; 1D-CNN; Sentinel-2; Google 影像

中图分类号: TP 79 **文献标志码:** A **文章编号:** 2097-034X(2022)02-0152-10

0 引言

福建省武夷山市是中国著名茶乡, 也是世界红茶和乌龙茶的发源地, “万里茶道”的起点。茶叶是当地重要的产业支柱, 受到政府单位的高度重视。如何对茶园进行规范管理、及时防治病虫害、提高茶叶产量, 是亟待解决的问题。及时掌握茶树种植分布是监测茶园情况的基础。近年来, 卫星遥感技术在自然资源管理、农作物估产、长势监测等工作中已成为主要手段, 较传统的人工野外测绘方式具有明显的质量和成本优势, 得到了日益广泛的应用。

目前, 很多学者借助遥感影像丰富的光谱或空间信息对茶园分布进行提取。已有采用遥感影像进行茶园种植分布提取的研究主要分为基于像元的分类与基于对象的分类。基于像元的分类方法以像元为分类基本单位, 根据像元的光谱、纹理、空间等特征, 采用监督分类或决策树分类方法判断该像元是

否为茶园区域。这种传统的遥感影像分析方法主要被应用于中等分辨率遥感影像(如 GF-1 WFV, Landsat TM, Landsat OLI, HJ-1A/B, Sentinel-2)的茶园分布提取, 分类算法以支持向量机、随机森林等浅层机器学习方法为主^[1-9]。这类基于像元的方法很少考虑到相邻像元间的空间结构信息, 未能充分利用影像空间纹理信息, 分类结果经常出现“椒盐”噪声^[10]。在高分辨率遥感影像上, 地物的空间纹理信息更加丰富, 其细节特征也更加突出, 使得类内方差增大、类间方差减小, 基于像素的分类方法往往会引起大量的地物错分。

常用于高分辨率影像的提取方法是基于对象的分类方法, 首先对遥感影像进行分割, 提取影像特征, 构建对象, 再以对象为基本分类单位, 判断对象是否为茶园^[11-15]。相比于基于像元的分类技术, 一定程度上能够克服“椒盐”现象等缺陷^[11]。但该方法不能充分学习同类对象特征的结构信息和规律, 因而最后得到的分类精度也不乐观, 同时该方法

收稿日期: 2021-06-30; 修订日期: 2021-11-22

基金项目: 福建省气象局开放式研究基金项目“遥感与机器学习对厦门城市 PM_{2.5} 浓度预测研究”(编号: 2020KX03)、福建省气象局开放式研究基金项目“基于误差理论的全球蒸散发产品武夷山季风变化敏感区质量评估研究”(编号: 2021kfm03)。

第一作者: 廖廓(1978-), 男, 硕士, 高级工程师, 主要从事生态遥感研究。Email: 85832679@qq.com。

通信作者: 杨泽宇(1987-), 女, 硕士, 工程师, 主要从事农业、国土遥感研究。Email: yangzywhu@sina.cn。

依赖于分割方法以及分割参数的选取,普适性很差^[16]。茶树具有特殊的种植、管理方式,因此茶园在高分辨率影像上有特殊的特征,在高分辨率影像上茶园应是由多种地物构成的语义场景,而非一个简单的土地覆盖类别^[17]。近年来,越来越多的学者尝试从场景尺度对茶园进行提取^[18-19],并取得了不错的效果。在这些研究中,大多数基于对象的影像分类方法,都采用人工特征建模,即通常采用诸如颜色、纹理、几何等低层影像特征,这些低层特征不能真正表示影像中感兴趣的类别。在基于场景的研究中,最优视觉单词数和主题个数的确定,也需要人工过多的干涉。

近年来,随着深度学习技术的发展,越来越多的卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)方法被成功应用高分辨率遥感影像的茶园分类研究。陈厚坤等^[20]使用 0.26 m Google 影像,基于预训练的 VGG-16 网络结构,采用迁移学习方法训练茶园样本进行茶园分类研究; Tang 等^[21]提出一种基于对象的 CNN,采用 0.5 m 分辨率的 Google 影像训练模型,使用迁移学习的方式,将模型应用到 1 m GF-2 影像的茶园分类; Jamil 等^[22]搭建 6 层 CNN,从高分辨率航空影像中提取概括性高且鲁棒性强的影像特征,采用随机森林对特征进行分类以提取茶园。

整体上,目前茶园提取方法的普适性以及实用性还有待提高,尚缺乏普适性和系统性的高精度提

取方法。基于多源遥感和时间序列数据,集成智能算法对茶园进行大尺度遥感监测将成为必然的发展趋势^[23]。本文针对单一影像源茶园难提取问题,综合多光谱影像的光谱信息以及超高分辨率影像的纹理特征,提出一种基于多源高分辨率卫星影像和多维卷积神经网络(multidimensional multi-source convolutional neural networks, MM-CNN)的茶园分类方法。以一维和二维 CNN(1D-CNN, 2D-CNN)为基础,采用 10 m 分辨率 Sentinel-2 影像以及 0.5 m 分辨率 Google 影像,通过建立 2 种模型,分别提取茶园及疑似区域,融合 2 个模型结果,得到最终茶园分布。

1 研究区概况与数据源

1.1 研究区概况

本文研究区域为福建省武夷山市新田镇,经纬度范围为 E117.84°~118.15°, N27.45°~27.64°。地形地貌复杂(图 1)。区域气候属中亚热带季风湿润气候,四季分明,雨量丰沛。该区域为茶园种植大区,区域内地物类型丰富,包括林地、茶园、耕地、水域、草地、居民地、道路,对研究茶园与林地、耕地等背景地物的分类较适宜。为确保茶产业可持续发展,近年来,武夷山市持续对茶山进行综合整治,新增茶园较少^[24]。

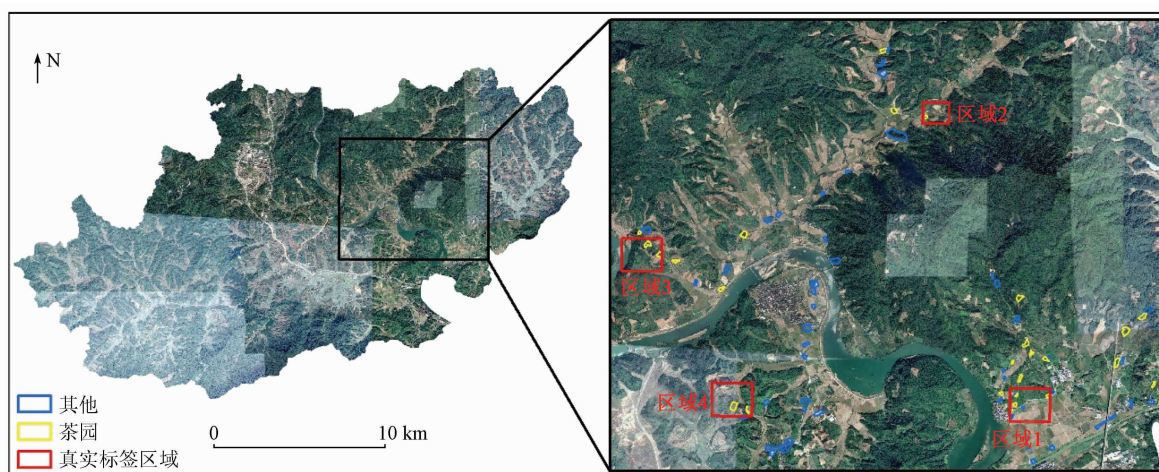


图 1 研究区域 Google 影像、野外调查图斑及地面真实标签制作区域

Fig. 1 Integrated high spatial remote sensing images in the study area, field survey polygons and ground truth label making areas

1.2 数据源及预处理

本研究使用的数据有遥感数据以及野外实地调查数据。其中遥感数据包括 Google 影像、Sentinel-2 影像,空间分辨率分别为 0.5 m 和 10 m。受当地云雨天气影响,从欧洲航天局哥白尼数据中心(<https://scihub.copernicus.eu/>)仅查询、获取到 2019 年全

年 5 期无云 Sentinel-2 影像,分别是 20190127, 20190919, 20191019, 20191113 和 20191213, 其中 20190127 期影像有薄云。区域内 Google 影像由 2018—2020 年多期影像合成,不同时期影像色调不一致导致研究区 Google 影像具有明显的镶嵌痕迹(图 1)。为将本文方法推广至中高分辨率卫星影像

(如 Sentinel-2, Landsat8, GF-1, GF-6 等)的茶园分布提取,考虑不同卫星影像波段差异,本文仅选用 Sentinel-2 影像蓝光(459.4 ~ 525.4 nm)、绿光(541.8 ~ 577.8 nm)、红光(649.1 ~ 680.1 nm)和近红外(779.8 ~ 885.8 nm)4 个中高分辨率卫星影像都具有的波段进行研究。原始 L1C 级 Sentinel-2 影像经 Sen2Cor 软件辐射定标、大气校正后再进行波段组合、裁剪、拼接得到研究区 Sentinel-2 影像。

研究所使用的野外调查数据是于 2019 年 5 月在该研究区域内通过手持 GPS 仪器采集地物样本及控制点信息获取的。地物采集内容主要包含茶园、耕地、林地、草地、水域、园林(非茶园园林)、设施用地、其他共 8 种地物类型,通过内业编辑生成 77 个图斑,调查总面积 357 454 m²,其中茶园图斑 25 个(占比 32%),面积 95 293 m²(占比 27%)。根据实调结果,在实调区域内选取 4 个矩形区域制作茶园地面真实标签,如图 1 所示。

2 研究方法

2.1 茶园光谱特征分析

茶树属于灌木或小乔木,四季常绿,与灌丛、乔木等植被光谱特征相似。受人为经营管理影响,茶树新梢一年中在 3—10 月生长多次,11 月一次年 2

月则处于休眠期。可多次采摘,在 3—4 月采摘春茶,9 月采摘秋茶。茶树修剪在采摘后进行,一般集中在 5—6 月。

结合不同地物物候特征以及遥感影像可获取性,基于野外实调数据,采用 2019 年 1 月、9 月、10 月、11 月以及 12 月中旬 Sentinel-2 遥感影像,分别进行不同地物光谱分析。通过提取不同地物在不同波段的光谱反射率,绘制不同时期不同地物类型的均值光谱曲线图(图 2)以及不同波段光谱反射率随时间变化曲线(图 3),对比分析茶园、其他地物光谱特征及其差异。冬季 1 月,茶树处于休眠期,在可见光波段,茶园光谱反射率明显低于除林地外的其他地物;在近红外波段茶园光谱反射率仅低于设施用地,高于其他地物,该时期茶园与其他地物光谱差异较明显。夏末初秋 9 月,各植被类型都表现出生长旺盛的植被特征,没有清晰的光谱差异,但部分秋茶采摘会导致茶园植被特征减弱,从而改变其光谱特征。初秋 10 月,由于各植被生长物候的差异,该时期茶树生长减缓,茶园与其他植被有一定的差异,在可见光波段光谱反射率低于除林地外的其他植被,在近红外波段高于其他植被,但与草地以及耕地较接近。深秋 11 月,由于作物的收割,该时期茶园在近红外波段光谱反射率与耕地有了较明显差异,但与草地、林地差异很小。初冬 12 月,茶树生长处于

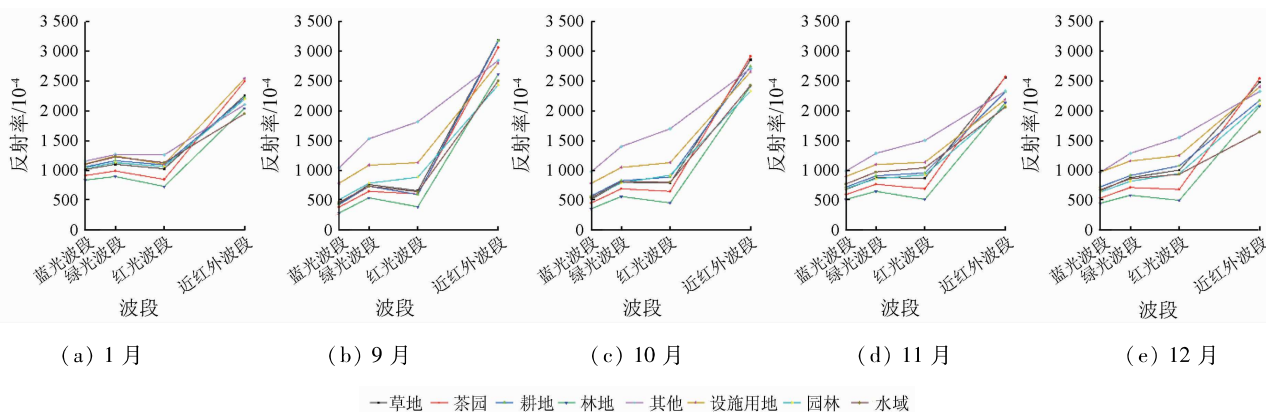


图 2 实调区地物在不同月份光谱曲线图

Fig. 2 Spectral curves of different surface features

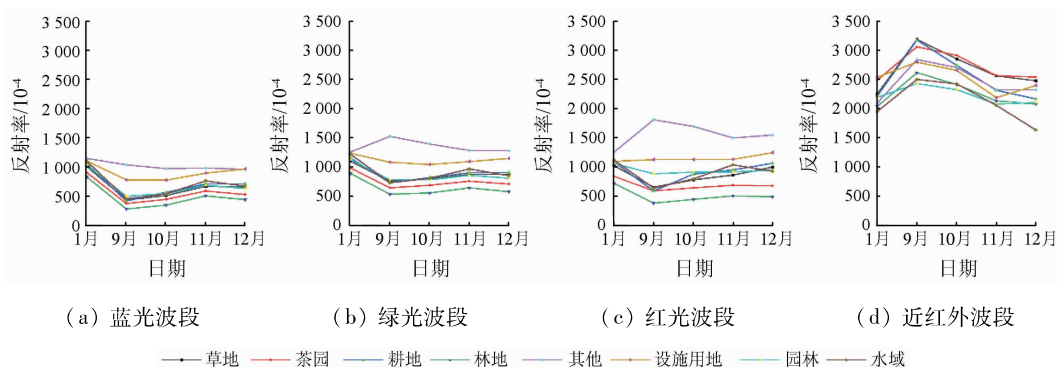


图 3 实调区地物光谱反射率时间变化曲线

Fig. 3 Time variation curves of spectral reflectance in different surface features

休眠期,不同植被物候差异进一步增强,该时期茶园仅在近红外波段上与林地有较小的差异。茶园、林地、园林3种植被一年中在不同波段的反射率变化趋势较一致(图3),但在蓝光、绿光波段的反射率差异较小,在红光以及近红外波段反射率差异较大,其中茶园与园林红光波段反射率在12月差异最大,茶园与林地近红外波段光谱反射率在10月差异最大。

总体上,研究区内不同植被在不同时期均表现出较明显的季节光谱特征,茶园与其他植被光谱特征在9月影像上差异很微弱,在1月差异最明显。因此1月是茶园分类提取的最佳时期,但该时期影像质量较差。综合考虑影像质量与各地物类型光谱特征差异,最终选取10月以及12月影像提取茶园分布,该时期茶树处于生长休止期,且茶园光谱不受采摘、修剪等农事活动干扰。

2.2 茶园纹理特征

茶树常见种植方式为行播,茶园在0.5 m空间分辨率的Google影像上呈现出条状纹理特征,在10 m空间分辨率的Sentinel-2影像上无条纹状纹理特征。由于研究区Google影像为不同时期影像拼接而成,不同时期影像成像条件差异以及地形起伏会带来的不同影像畸变,以及新老茶园特征不一导致茶园在影像上纹理特征多样化。研究区Google影像茶园典型纹理特征如图4所示。图4(a)是典型老茶园条状纹理特征,该特征与部分规模化种植的经济作物(如花卉、竹荪等)相似;图4(b)植被特征较弱,但具有明显的条状纹理特征,为典型新茶园纹

理特征,该种特征与休耕状态的梯田相似;图4(c)所示的茶园部分呈现条状纹理特征,部分不具有条状纹理,这是不同时期影像拼接边缘羽化导致的,茶园纹理平滑后的特征与部分耕地、水域纹理特征相似。



(a) 老茶园纹理 (b) 新茶园纹理 (c) 模糊纹理

图4 研究区茶园典型纹理特征

Fig. 4 Typical texture characteristics of tea gardens in the study area

2.3 CNN

1D-CNN 常用于时间序列数据的处理^[25]。本文构建的1D-CNN模型网络结构如图5所示,由4个 5×5 卷积层(“same”填充,线性激活函数(ReLU))、4个 2×2 最大池化层以及全连接层组成。池化层连接在卷积层后,步长设置为2,起降低向量大小、减小权值参数作用,防止计算过程中出现过拟合现象。进入第一个全连接层前,对输入进行扁平化处理,第一个全连接层设置512个神经元,采用ReLU线性激活函数;最后一个全连接层神经元个数设置为2,采用softmax激活函数输出最终分类结果。

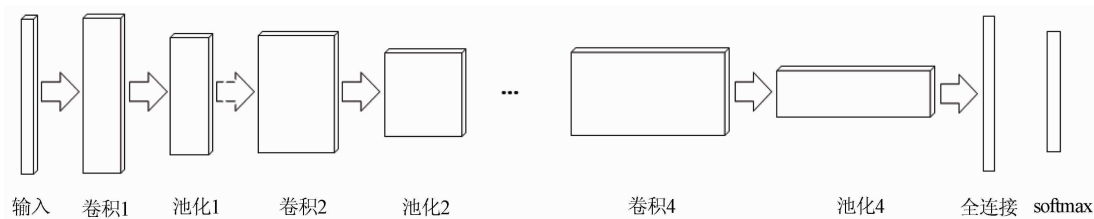


图5 1D-CNN网络结构

Fig. 5 1D-CNN network structure

U-Net网络^[26]是一种2D-CNN网络结构,本文使用该网络作为高分辨率遥感影像茶园分割模型。如图6所示,网络由一条收缩路径(左侧)与一条扩张路径(右侧)组成。收缩路径是一个典型的卷积网络结构,由2个 3×3 卷积层(无填充卷积,ReLU函数)以及一个 2×2 最大池化重复组成。扩张路径中的每个步骤首先对特征图进行上采样,然

后进行 2×2 卷积(向上卷积),以将特征图通道的数量减半,并与从相应收缩路径中裁剪特征图进行级联,再进行2个 3×3 卷积,每个卷积后是ReLU激活函数。由于每次卷积后边缘像素都会丢失,因此对收缩路径中的特征图进行裁剪是必要的。在最后一层,使用 1×1 卷积将每个64分量特征向量映射到所需的类别数。网络共23个卷积层。

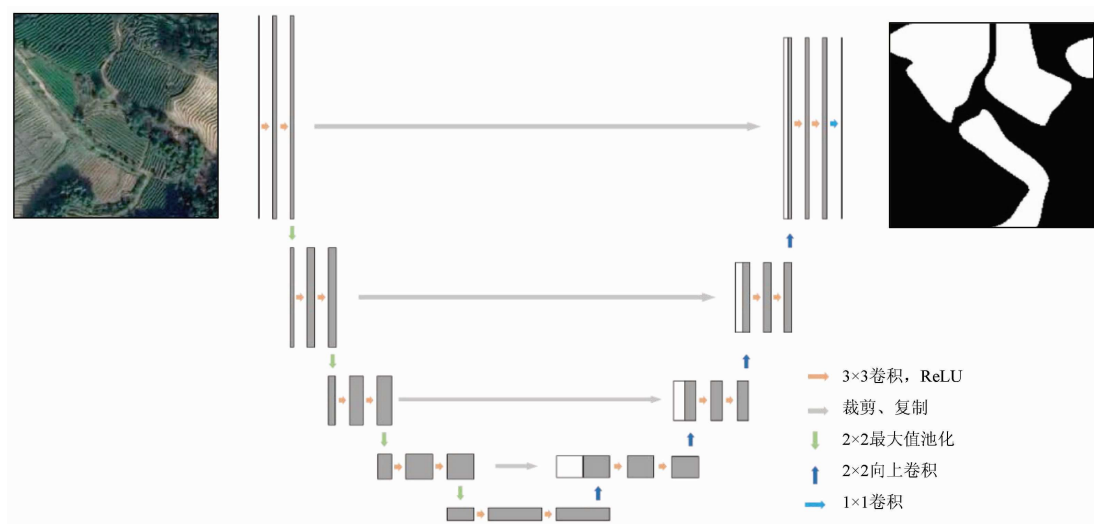


图6 U-Net 网络结构

Fig. 6 U-Net network structure

2.4 MM-CNN

基于 MM-CNN 的茶园分类方法流程如图 7 所示。从多期 Sentinel-2 茶园样本中获取茶树物候信息,确定不同时相的解译特征,人工绘制样本,应用于 1D-CNN 模型中,完成 Sentinel-2 茶园提取模型的构建;将 Google 影像茶园样本纹理信息应用于 U-Net 分割模型,构建 Google 茶园提取模型;多期 Sentinel-2 影像、Google 影像分别输入对应茶园提取模型,预测 Sentinel-2 影像、Google 影像茶园分布。对 Sentinel-2 影像、Google 影像茶园分类结果进行融合、后处理得到最终茶园分布结果。

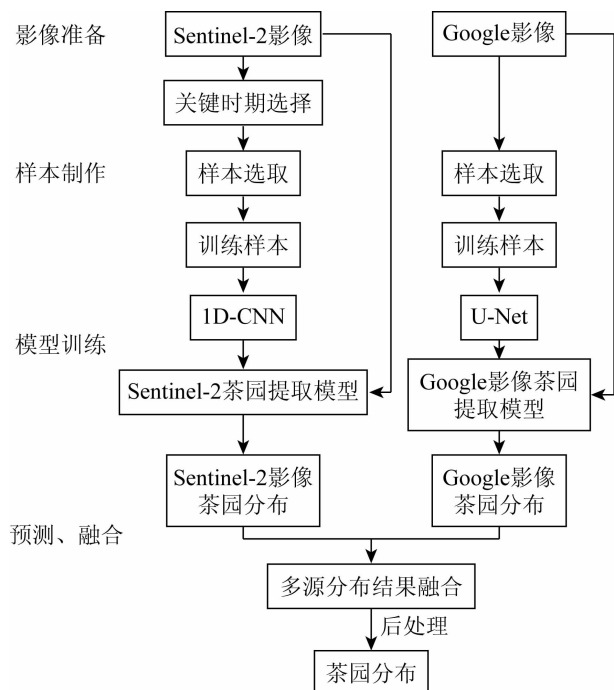


图7 本研究茶园分布提取流程

Fig. 7 Framework of tea garden distribution extraction in this study

不同影像分类结果融合过程为:首先对 Sentinel-2 影像、Google 影像茶园分类结果进行后处理;

其次使用最近邻重采样将 Sentinel-2 影像分类后处理结果(10 m)重采样至 0.5 m;然后对 Sentinel-2 影像分类后处理结果(0.5 m)与 Google 影像分类后处理结果(0.5 m)求交,得到融合后结果;最后再次对融合结果进行后处理,得到最终分类结果。其中,分类结果采用小图斑去除、空洞填充、边缘平滑的等后处理方式优化(图 8),其中 Sentinel-2 影像分类结果最小碎斑点大小为 5、最小空洞为 2;Google 影像分类结果最小碎斑点大小为 200、最小空洞大小为 100;融合结果最小碎斑点大小为 2 000、最小空洞为 50,采用 PAEK 指数多项式平滑算法^[27]对融合结果边缘进行平滑。

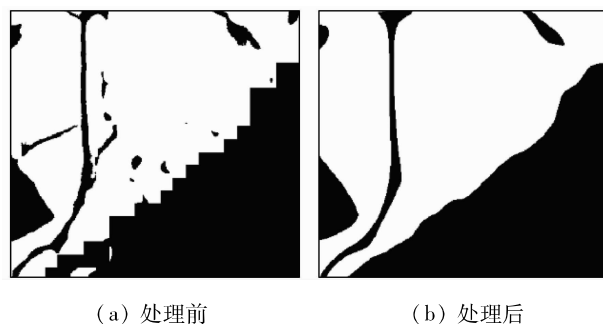


图8 分类结果后处理前后对比图

Fig. 8 Classification results comparison before and after post-processing

2.5 实验设置

本文采用 Python 编程语言基于 TensorFlow、Keras 深度学习库构建 1D-CNN 模型以及 U-Net 框架。参照杨泽宇等^[28]的研究,1D-CNN 模型学习率设置为 $1e-4$,分块大小为 1 000,训练样本进行标准差归一化预处理,模型循环次数设定为 1 000。U-Net 模型优化器采用自适应矩估计算法(Adam)来动态调整迭代参数的学习率。模型初始学习率均设置为 0.001,选用类平衡交叉熵算法作

为损失函数来对模型参数进行优化。训练样本在输入模型训练之前,对样本作去中心化处理,即所有样本减去样本均值。U-Net 模型循环次数设置为 30。

根据武夷山市茶园实调数据建立不同影像解译标志,绘制茶园与其他地物标准样本。基于 2019 年 10 月 19 日、2019 年 12 月 13 日 Sentinel-2 影像,分别绘制 14 521 个像素(茶园样本 4 523 个像素)、16 542 个像素(茶园样本 4 987 个像素)的 1D-CNN 模型训练样本。基于 Google 影像绘制 20 个 9 000 像素×9 000 像素大小影像标签(包括茶园与非茶园),通过随机裁剪、样本扩增得到 18 000 对(影像+标签)512×512 像素大小的 UNet 模型训练样本。考虑到 Google 影像的色调差异(图 1),并最大化保留影像纹理特征,样本扩增方式为翻转、旋转、增强对比度的随机组合。所有模型样本均按 8:2 的比例随机抽样生成训练集与验证集样本。

2.6 精度评价

为检验不同模型的预测效果,我们将预测结果与实地调研结果进行对比,基于混淆矩阵计算 F1 值、总体精度(overall accuracy, OA)以及 Kappa 系数、交并比(IoU)等指标验证茶叶分布提取精度。

1) F1 值。基于查全率(recall)和查准率(preci-

$$p_e = \frac{(TP + FN)(TP + FP) + (FP + TN)(TN + FN)}{(TP + FN + FP + TN)^2} \quad (6)$$

4) 交并比(IoU),表示 A, B 2 组数据的交集和并集之比,公式为:

$$IoU = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|} \quad (7)$$

式中: A 为预测值; B 为地面真值。

3 结果分析

3.1 不同方法分类结果对比

将不同模型方法获得的结果以及制作的茶园地面真实标签进行对比,结果如表 1 所示,其中白色区域为茶园。从表 1 中可以看出,本文所提 MM-CNN 方法可以很好地识别区分出茶园与林地、耕地等其他非茶园地物,充分利用了茶园在 Google 影像上的纹理特征与时序 Sentinel-2 影像上茶园光谱特征。采用单一影像的 U-Net 和 1D-CNN 方法提取茶园结果中错分、漏分现象较严重。0.5 m 分辨率的 Google 影像上茶园纹理特征明显,但更新频

sion)的调和平均,计算公式为:

$$F_1 = 2 \frac{\text{precision} \times \text{recall}}{\text{precision} + \text{recall}} \quad (1)$$

$$\text{precision} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

$$\text{recall} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3)$$

式中: TP 为被模型分类正确的正样本,即正确分为茶园; FN 为被模型分类错误的正样本,即漏分的茶园; FP 为被模型分类错误的负样本,即错分的茶园; TN 为被模型分类正确的负样本,即正确分类的背景样本。

2) OA 计算公式为:

$$OA = \frac{TN + TP}{TN + TP + FP + FN} \quad (4)$$

3) Kappa 系数。这是一种对遥感图像的分类精度和误差矩阵进行评价的多元离散方法,不仅考虑正确分类的像元,同时还考虑了所有错分、漏分情况,公式为:

$$Kappa = \frac{OA - p_e}{1 - p_e} \quad (5)$$

率低,并且缺少近红外波段,对不同绿色植被识别能力较弱,U-Net 方法结果中部分耕地(梯田)等其他地物被错分为茶园。时序 Sentinel-2 影像光谱特征丰富,可以很好地识别不同类型的绿色植被,但影像空间分辨率相对较低、存在“同物异谱、异物同谱”现象,1D-CNN 方法分类结果中碎斑点较多,并且部分林地被错分为茶园。对比表 1 中不同方法分类结果可以看出,本文提出的 MM-CNN 方法分类结果图斑规则、碎斑点较少、无明显的错分现象,但存在部分小面积茶园在 U-Net 和 1D-CNN 分类结果被提取出,在 MM-CNN 方法分类结果中却被漏分的现象。这主要是 Sentinel-2 影像空间分辨率(10 m)较低且与 Google 影像空间分辨率(0.5 m)之间量级差异较大(50 倍)导致的, Sentinel-2 影像上地物边缘混合像元效应明显,对小面积茶园监测能力较弱,二者融合后提取小茶园面积进一步变小,这部分小面积茶园在后处理操作中被识别成碎斑点去除。

表 1 不同方法茶园分类结果

Tab.1 Tea garden classification results from different classification methods

区域 序号	原始影像		地面真实标签	分类结果		
	Google 影像	2019 年 12 月 13 日 Sentinel-2 影像		MM - CNN 方法	U - Net 方法	1D - CNN 方法
区域 1						
区域 2						
区域 3						
区域 4						

为定量评价本文方法的有效性,以野外实调图斑为参考,利用混淆矩阵计算茶园提取结果的 OA 和 Kappa 系数。不同茶园提取方法精度结果如表 2 所示。由表 2 可知,本文提出的 MM - CNN 方法茶园分类结果空间精度高于单一影像源分类结果精度,其茶园提取 F1 值为 0.96,OA 为 94.10%,Kappa 系数为 0.86,IoU 为 0.92。与 U - Net 结果相比较 F1 值高出 0.12,OA 高出 14.23%,Kappa 系数高出 0.27,IoU 高出 0.20;与 1D - CNN 分类结果相比较 F1 值高出 0.09,总体精度高出 11.20%,Kappa 系数

高 0.23,IoU 高出 0.15。

表 2 不同茶园提取方法精度结果
Tab.2 Accuracy results of different tea garden classification methods

模型	MM - CNN	U - Net	1D - CNN
F1 值	0.96	0.84	0.87
OA/%	94.10	79.87	82.90
Kappa	0.86	0.59	0.63
IoU	0.92	0.72	0.77

3.2 分类结果

本文方法提取的武夷山市新田镇茶园分布结果如图 9 所示,新田镇茶园在全镇均有分布,主要集中在

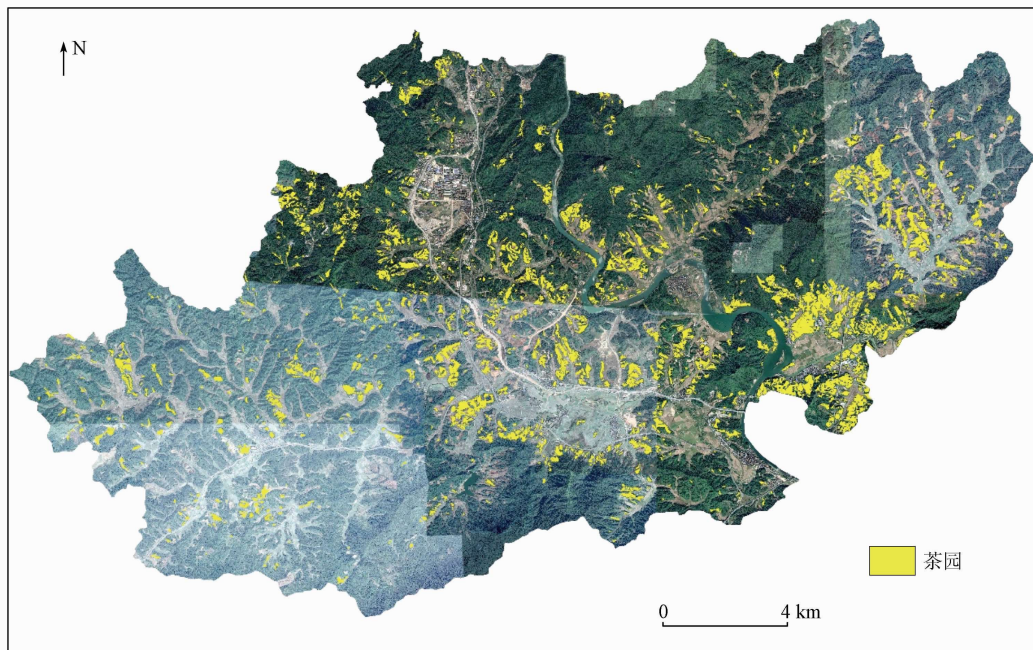


图 9 研究区茶园分类结果

Fig.9 Classification result of tea gardens in the study area

在新田镇东北部。根据《武夷山市统计年鉴——2020》^[29]中记录的统计数据,新田镇 2019 年茶园面积在 2.98 万亩^①左右,本文提取面积约 2.8 万亩,提取面积精度在 90% 以上,达到实用要求。提取面积略少于参考面积,这与茶园面积统计方式、研究区地形因素以及可能存在的漏分等多种因素有关。

4 讨论

采用 MM-CNN 方法提取福建省武夷山市茶园分布,相对于单一影像源的深度学习方法(1D-CNN 和 U-Net)其优势体现在:

1) 充分利用不同影像源在茶园分布提取中的有效信息,准确提取茶园分布。Sentinel-2 影像可见光和近红外 4 个波段提供丰富的光谱信息,借助不同地物光谱差异(图 2、图 3)可以识别出茶园。Sentinel-2 影像的“异物同谱”现象,使不同地类类间方差减小^[14],单期影像茶园分类结果中错分严重。时序 Sentinel-2 影像光谱差异(图 2、图 3)体现不同植被的物候特征,多期影像组合的方式可以减少“异物同谱”现象带来的错分。但茶园种植情况复杂,且茶树长势、树龄不一^[14,19],导致茶园在影像上有明显“同物异谱”现象,使用 1D-CNN 采用时序 Sentinel-2 影像提取所有茶园特征需大量样本,且仍会存在林地与茶园的错分(表 1)。1D-CNN 方法适用于树龄长势差异小、光谱特征单一的茶园提取。超高分辨率(0.5 m) Google 影像具有丰富的纹理信息,U-Net 方法通过影像纹理可以区分茶园与林地。研究区内具有条纹状纹理特征的地物除茶园外,还包括梯田、花卉基地以及竹荪种植基地等地物,且 Google 影像缺少近红外波段对植被识别能力较弱,因此使用 U-Net 方法采用 Google 影像的茶园分类结果常与梯田等具条纹状纹理地物错分(表 1)。同时,由于影像质量等原因,部分茶园在影像上没有清晰的纹理(图 4(c)),U-Net 方法也会将影像上其他地物如作物、部分水域错分为茶园。U-Net 方法适用于规模化种植、打理的茶园提取,且影像上茶园纹理特征与其他地物有明显的差异。本文提出的 MM-CNN 方法充分利用了时序 Sentinel-2 影像地物物候特征以及 Google 影像纹理信息,采用 Google 影像茶园与林地不同的纹理信息修正时序 Sentinel-2 影像林地的错分,借助时序 Sentinel-2 影像所提供的不同植被物候信息校正 Google 影像梯田、水域等地物的错分。MM-CNN

方法通过不同影像结果相互约束的方式准确提取出茶园分布,适用于各种树龄、长势情况、种植打理情况的茶园提取。

2) MM-CNN 使相对经济、高效地获取大范围高精度茶园分布成为可能。本文在研究区多云多雾、无云质量好遥感影像较难获取的情况下,采用 MM-CNN 方法较准确地提取出了茶园分布。基于 CNN 的遥感影像分类方法其分类精度依赖样本^[30],获取高精度的分类结果对样本质量有较高要求,样本制作费时费力。相对于 1D-CNN 和 U-Net 方法,MM-CNN 方法对样本依赖性减弱、鲁棒性更强,对单一方法分类结果精度要求较低,仅要求没有茶园漏分。此外,本文研究区内地物类型丰富,对研究茶园与林地、耕地等背景地物的分类有代表性;所使用 Sentinel-2 影像时序较少,Google 影像也存在区域色调不一致、镶嵌痕迹明显等质量问题,对研究多源影像融合的茶园分类具有普适性。因此 MM-CNN 方法适用性广,可为南方丘陵山区大范围高精度获取茶园分布提供方法参考。

然而,MM-CNN 方法也存在边缘不准确、小面积茶园会被丢弃的现象。Sentinel-2 影像空间分辨率相对较低,影像上地物边缘混合像元效应明显,其分类结果边缘较粗糙,后处理可使边缘平滑,但边缘准确性较低。其次 Sentinel-2 影像空间分辨率为 10 m,对小面积茶园监测能力较弱,不易识别出小茶园,Google 影像空间分辨率较高为 0.5 m,二者分辨率相差 50 倍,分类结果融合后提取小茶园面积进一步变小,这部分小面积茶园在后处理操作中易被识别成碎斑点去除。除此之外,本研究使用的 Google 影像由 2018—2020 年多期影像合成,其时效性较低,可能存在新种植茶园在 Google 影像上是林地、耕地等茶园开垦前地物特征的情况。因此 MM-CNN 方法采用时效性低的影像会导致新茶园的漏分。

5 结论

针对单一影像源茶园难提取问题,本文提出了 MM-CNN 茶园分类方法,在网络结构构建上,综合了 1D-CNN 与 2D-CNN 网络结构。首先结合武夷山市茶园实调数据,分析 Sentinel-2 影像中对应的光谱信息,构建茶树重要生长期的物候曲线,应用 1D-CNN 模型初步提取茶园以及疑似区域(林地);其次以 2D-CNN 网络 U-Net 为模型,借助不同地

① 1 亩 = 666.7 m²

物纹理信息对 0.5 m 分辨率的 Google 影像中林地和茶园(含耕地等疑似地物)进行提取;最终融合 2 个分类结果,得到茶园分布。使用 OA 和 Kappa 系数对茶园分类结果精度进行定量评价。实验结果表明,本文方法茶园分类结果的空间精度高于单一影像分类结果,其茶园提取 F1 值为 0.96,OA 为 94.10%,Kappa 系数为 0.86,IoU 为 0.92。本文提出的 MM-CNN 方法在进行大面积茶园分布提取时,不仅能有效利用多期影像光谱特征构建的茶树物候信息区分茶园与其他地物,减少“异物同谱、异物同谱”现象带来的错分,而且能有效结合茶园地块的纹理信息,使最终分类结果精度更高。

此外,尽管本文方法对大范围茶园种植分布提取有效,但分类结果中存在小面积茶园漏分现象。下一步工作是采用更高分辨率的时序多光谱影像(如 GF-2)进行茶园分布提取研究,以期提高小面积茶园的分类精度。

参考文献(References):

- [1] 李龙伟,李楠,陆灯盛.多时相 Sentinel-2 影像在浙西北茶园信息提取中的应用[J].浙江农林大学学报,2019,36(5):841-848.
Li L W, Li N, Lu D S. Mapping tea gardens spatial distribution in northwestern Zhejiang Province using multi-temporal Sentinel-2 imagery[J]. Journal of Zhejiang A & F University, 2019, 36(5): 841-848.
- [2] Phan P, Chen N, Xu L, et al. Using multi-temporal MODIS NDVI data to monitor tea status and forecast yield: A case study at Tanuy-en, Laichau, Vietnam[J]. Remote Sensing, 2020, 12(11): 1814.
- [3] Das A C. Integrating an expert system, GIS, and satellite remote sensing to evaluate land suitability for sustainable tea production in Bangladesh[J]. Remote Sensing, 2020, 12(24): 25.
- [4] 何小娟.名山县茶园生态系统碳汇能力分析[D].成都:四川农业大学,2013.
He X J. Analysis the carbon sequestration capacity of the tea plantation of Mingshan County[D]. Chengdu: Sichuan Agricultural University, 2013.
- [5] 赵晓晴,王萍,荆林海,等.时序 Sentinel-2A 影像光谱特征的茶园提取应用[J].测绘科学,2020,264(6):84-92.
Zhao X Q, Wang P, Jing L H, et al. The application of spectral characteristics of time series Sentinel-2A images in tea land extraction[J]. Science of Surveying and Mapping, 2020, 264(6): 84-92.
- [6] Zhu J, Pan Z, Wang H, et al. An improved multi-temporal and multi-feature tea plantation identification method using Sentinel-2 imagery[J]. Sensors, 2019, 19(9): 2087.
- [7] Huang Y, Li S, Yuang L, et al. Estimating tea plantation area based on multi-source satellite data[C]//2019 8th International Conference on Agro-Geoinformatics (Agro-Geoinformatics), 2019.
- [8] 杨艳魁,陈芸芝,吴波,等.基于高分二号影像结合纹理信息的茶园提取[J].江苏农业科学,2019,47(2):210-214.
Yang Y K, Chen Y Z, Wu B, et al. Extraction of tea plantation im-
- age based on GF-2 image and texture information[J]. Jiangsu Agricultural Sciences, 2019, 47(2): 210-214.
- [9] 徐伟燕,孙睿,金志凤.基于资源三号卫星影像的茶树种植区提取[J].农业工程学报,2016(s1):161-168.
Xu W Y, Sun R, Jin Z F. Extracting tea plantations based on ZY-3 satellite data[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2016(s1): 161-168.
- [10] Blaschke T, Hay G J, Kelly M, et al. Geographic object-based image analysis-Towards a new paradigm-sciencedirect[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2014, 87: 180-191.
- [11] 陈慧,江洪,蒋世豪.面向对象最优分割尺度下的茶园提取[J].测绘与空间地理信息,2020,43(12):17-20.
Chen H, Jiang H, Jiang S H. Tea plantation extraction under object-oriented optimal segmentation scale[J]. Geomatics & Spatial Information Technology, 2020, 43(12): 17-20.
- [12] 吴锦玉.基于高分遥感影像纹理空间模式增强的非参数化茶园识别方法研究[D].昆明:云南师范大学,2020.
Wu J Y. Research on non-parametric tea garden recognition method based on texture spatial model enhancement of high-resolution remote sensing image[D]. Kunming: Yunnan Normal University, 2020.
- [13] Jamil A, Bayram B. The delineation of tea gardens from high resolution digital orthoimages using mean-shift and supervised machine learning methods[J]. Geocarto International, 2021, 36(7): 758-772.
- [14] 许光明.基于面向对象和多源数据融合的茶园遥感提取研究[D].西安:陕西师范大学,2016.
Xu G M. Research on tea garden remote sensing extraction based on object-oriented and multi-Metadata[D]. Xi'an: Shaanxi Normal University, 2016.
- [15] 马超,杨飞,王学成.基于中尺度光谱和时序物候特征提取南方丘陵山区茶园[J].国土资源遥感,2019,31(1):141-148. doi:10.6046/gtzyyg. 2019. 01. 19.
Ma C, Yang F, Wang X C. Extracting tea plantations in southern hilly and mountainous region based on mesoscale spectrum and temporal phenological features[J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2019, 31(1): 141-148. doi:10.6046/gtzyyg. 2019. 01. 19.
- [16] 姚建华,吴加敏,杨勇,等.全卷积神经网络下的多光谱遥感影像分割[J].中国图象图形学报,2020,25(1):180-192.
Yao J H, Wu J M, Yang Y, et al. Segmentation in multi-spectral remote sensing images using the fully convolutional neural network[J]. Journal of Image and Graphics, 2020, 25(1): 180-192.
- [17] Huang X, Zhu Z R, Li Y S, et al. Tea garden detection from high-resolution imagery using a scene-based framework[J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 2018, 84(11): 723-731.
- [18] 王小芹,张志梅,王常颖.基于多尺度词包表示的 hLDA 模型的茶园识别研究[J].青岛大学学报(自然科学版),2020,131(3):32-37,46.
Wang X Q, Zhang Z M, Wang C Y. High resolution remote sensing image recognition of tea plantation based on hierarchical latent Dirichlet allocation model[J]. Journal of Qingdao University (Natural Science Edition), 2020, 131(3): 32-37, 46.
- [19] 朱泽润.基于高分辨率遥感影像的茶园场景提取方法[D].武汉:武汉大学,2018.

- Zhu Z R. Tea garden scene detection from high – resolution remote sensing imagery [D]. Wuhan: Wuhan University, 2018.
- [20] 陈厚坤, 孙仁诚. 基于深度学习的遥感图像茶园区域识别应用研究 [J]. 工业控制计算机, 2020, 33 (2): 93 – 94, 96.
- Chen H K, Sun R C. Tea plantation classification technology using remote sensing image based deep learning [J]. Industrial Control Computer, 2020, 33 (2): 93 – 94, 96.
- [21] Tang Z, Li M, Wang X. Mapping tea plantations from VHR images using OBIA and convolutional neural networks [J]. Remote Sensing, 2020, 12 (18): 2935.
- [22] Jamil A, Bayram B. Automatic discriminative feature extraction using convolutional neural network for remote sensing image classification [C] // The 40th Asian Conference on Remote Sensing, 2019.
- [23] 黄邵东, 徐伟恒, 吴超, 等. 遥感在茶园监测中的应用研究进展 [J]. 西部林业科学, 2020 (2): 1 – 9.
- Huang S D, Xu W H, Wu C, et al. Research progress of remote sensing on tea plantation monitoring [J]. Journal of West China Forestry Science, 2020 (2): 1 – 9.
- [24] 叶元高, 李远华. 武夷山茶产业发展现状与措施 [J]. 台湾农业探索, 2016 (4): 59 – 63.
- Ye Y G, Li Y H. Development status of tea industry in Wuyishan City and its countermeasures [J]. Taiwan Agricultural Research, 2016 (4): 59 – 63.
- [25] Li Z, Chen G, Zhang T. A CNN – transformer hybrid approach for crop classification using multitemporal multisensor images [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2020, 13: 847 – 858.
- [26] Ronneberger O, Fischer P, Brox T. U – Net: Convolutional networks for biomedical image segmentation [C] // International Conference on Medical Image Computing and Computer – Assisted Intervention. Springer, Cham, 2015.
- [27] Bodansky E, Gribov A, Pilouk M. Smoothing and compression of lines obtained by raster – to – vector conversion [C] // Graphics Recognition Algorithms & Applications, International Workshop, Grec, Kingston, Ontario, Canada, September, Selected Papers. Springer – Verlag, 2001.
- [28] 杨泽宇, 张洪艳, 明金, 等. 深度学习在高分辨率遥感影像冬油菜提取中的应用 [J]. 测绘通报, 2020, 522 (9): 113 – 116.
- Yang Z Y, Zhang H Y, Ming J, et al. Extraction of winter rapeseed from high – resolution remote sensing imagery via deep learning [J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2020, 522 (9): 113 – 116.
- [29] 武夷山市统计局. 武夷山统计年鉴——2020 [M]. 北京: 中国统计出版社, 2020.
- Statistical Bureau of Wuyishan City. Statistics yearbook of Wuyishan [M]. Beijing: China Statistics Press, 2020.
- [30] 刘岳明, 杨晓梅, 王志华, 等. 基于深度学习 RCF 模型的三都澳筏式养殖区提取研究 [J]. 海洋学报, 2019, 41 (4): 119 – 130.
- Liu Y M, Yang X M, Wang Z H, et al. Extracting raft aquaculture areas in Sanduao from high – resolution remote sensing images using RCF [J]. Haiyang Xuebao, 2019, 41 (4): 119 – 130.

Classification of tea garden based on multi – source high – resolution satellite images using multi – dimensional convolutional neural network

LIAO Kuo^{1,2}, NIE Lei³, YANG Zeyu⁴, ZHANG Hongyan³, WANG Yanjie³,
PENG Jida^{1,2}, DANG Haofei^{1,2}, LENG Wei³

(1. Fujian Institute of Meteorological Sciences, Fuzhou 350008, China; 2. Wuyi Mountain National Climate Observatory, Wuyishan 354300, China; 3. Wuhan Jiahe Technology Co., Ltd., Wuhan 430200, China; 4. Zhejiang Wanwei Spatial Information Technology Co., Ltd., Nanjing 210012, China)

Abstract: The terrain conditions and tea plantation structure of Wuyishan City are complex, with cloudy and rainy weather, so it is difficult to obtain satellite images here. To address the problem of difficult extraction of tea gardens from a single image source, we investigated the spectral information of Sentinel – 2 images and the texture features of Google images in Xintian Town, Wuyishan City, coupled with which a tea garden classification method based on multi – source high – resolution satellite images and multidimensional convolutional neural networks (MM – CNN) was established. In this method, tea gardens and suspected tea gardens were extracted, respectively, with two models developed with images with different spatial resolutions, based on one – and two – dimensional CNN. Results obtained with the two CNN models were combined, and the high – accuracy distribution of tea gardens in the study area was generated in a relatively economical and efficient way. The results showed that the spatial distribution accuracy of the tea gardens identified by MM – CNN is better than that of the single image source method. The MM – CNN method is highly universal and robust and provides a reference method for efficiently monitoring the distribution of tea gardens in large – scale hilly areas of South China.

Keywords: Wuyishan City; tea garden; convolutional neural network; semantic segmentation; U – Net; 1D – CNN; Sentinel – 2; Google image