doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2023.08.020

基于 GEE 云平台和数据融合的地表覆盖产品制作方法

王　宇　林中云　赵胜楠　郭灵辉　李亚龙　任礼鹏
（河南理工大学测绘与国土信息工程学院，焦作 454000）

摘要：地表覆盖产品是地理国情监测、生态系统评估、国土空间规划等活动的重要基础数据。GEE、PIE、微软行星云等遥感计算云平台具备丰富的数据源和强大算力。利用 GEE 云平台融合多套公开产品制作训练样本，可以显著降低产品更新的成本和周期，具有重要研究价值。本文以淮河流域为例，将欧洲航天局（ESA）和美国环境系统研究所（ESRI）存储在 GEE 平台上的 2020 年分辨率 10 m 地表覆盖产品作为训练样本数据源，选用 Sentinel－1 雷达和 Sentinel－2 多光谱影像构建特征空间，利用随机森林分类方法制作分辨率 10 m 的地表覆盖产品。为验证方法效果，进行了 2 组对比实验。实验 1 随机抽取 1 116 个公开产品类别一致的样点作为训练样本，并通过目视解译方式验证本文产品与多套公开产品的精度。结果显示，本文产品总体精度为 80.35%，相较于公开产品的总体精度提升 2.89～8.94 个百分点，局部刻画也更加精细；在 Sentinel－2 基础上加入雷达影像，总体精度提高 3.52 个百分点，雷达影像辅助效果明显。实验 2 设置 8 组不同数量的训练样本，并分别以人工判读、ESA、ESRI、DW、GlobeLand30 为参考数据源，研究不同训练样本量和不同参考数据源对分类产品总体精度的影响。结果显示，随着训练样本不断增加，基于 5 种不同参考数据源的总体精度的提升幅度逐渐减小并趋于相对稳定。研究结果表明，借助 GEE 平台上的公开地表覆盖产品和海量遥感影像，可以快速提取高质量的训练样本，获得更高质量的分辨率 10 m 地表覆盖产品，该方法具有重要的实践推广价值。

关键词：地表覆盖产品；Sentinel 数据；GEE；数据融合；训练样本量
中图分类号：TP751　　**文献标识码**：A　　**文章编号**：1000-1298(2023)08-0211-07　　**OSID**：

Production Method of Land Cover Data Based on GEE Cloud Platform and Data Fusion

WANG Yu　LIN Zhongyun　ZHAO Shengnan　GUO Linghui　LI Yalong　REN Lipeng
(*School of Surveying and Land Information Engineering*, *Henan Polytechnic University*, *Jiaozuo* 454000, *China*)

Abstract: Land cover data are important basic data for activities such as geographic monitoring of national condition, ecosystem assessment, and land spatial planning. Remote sensing computing cloud platforms such as GEE, PIE, and Microsoft Planetary Cloud have rich data sources and powerful computing power. Using the GEE cloud platform to integrate multiple sets of public products to produce training samples can significantly reduce the cost and cycle of product updates, which has important research value. The Huaihe River Basin was taken as a research area. The 2020 10 m resolution land cover data stored on the GEE platform by European Space Agency (ESA) and Environmental Systems Research Institute (ESRI) were used as training sample data sources. Sentinel－1 radar and Sentinel－2 multispectral images were selected to construct the feature space, and random forest classification method was used to generate a 10 m resolution land cover data. To validate the effectiveness of the method, two sets of comparative experiments were conducted. In experiment 1, totally 1 116 randomly selected sample points with consistent categories from ESA and ESRI products were used as training samples, and the accuracy of the product and multiple sets of public products were verified through visual interpretation. The results showed an overall accuracy of 80.35% for the product, with an improvement of 2.89～8.94

收稿日期：2023－05－22　修回日期：2023－06－17
基金项目：国家自然科学基金重点项目（U22A20620）、国家自然科学基金面上项目（41971274）、河南省科技攻关计划项目（212102310028）和河南理工大学博士基金项目（B2021－16）
作者简介：王宇（1990—），男，讲师，博士，主要从事遥感云计算研究，E-mail：wangyuchn@whu.edu.cn
通信作者：郭灵辉（1983—），男，副教授，博士，主要从事气候变化与生态效应研究，E-mail：guolinghui@hpu.edu.cn

percentage points compared with the overall accuracy of the public products. It also provided a more detailed depiction of partial characteristics. By incorporating radar imagery with Sentinel-2, the overall accuracy was improved by 3.52 percentage points, indicating the clear benefits of radar imagery as an auxiliary data source. Experiment 2 set up eight sets of training samples with different numbers, and used manual interpretation, ESA, ESRI, DW, and GlobeLand30 as reference data sources to study the impact of different training sample sizes and reference data sources on the overall accuracy of classification products. The results showed that as the training sample size was increased, the improvement in overall accuracy based on the five different reference data sources gradually was decreased and reached a relatively stable level. The research results indicated that by utilizing public land cover data and massive remote sensing images on the GEE platform, high-quality training samples can be quickly extracted to produce higher quality 10 m resolution land cover data. The method had significant practical and promotional value.

Key words: land cover data; Sentinel data; GEE; data fusion; training sample size

0 引言

地表覆盖(Land cover,LC)是地理国情监测[1]、生态系统评估[2]、国土空间规划[3-4]等研究的重要基础数据。随着 LC 产品的增多以及影像获取能力的提高,人们对高质量 LC 产品的需求越来越大。训练样本的获取是遥感分类的重要环节,目视判读精度高,但费时费力且依赖判读人员的专业素养。目前公开的 LC 产品数量和质量不断提高,为训练样本提供了重要数据源。以 GEE、PIE、微软行星云为代表的遥感云平台的出现,极大简化了卫星影像的获取和预处理,云平台的海量数据和强大算力为 LC 制作及更新提供了有力支撑[5-7]。

已有遥感分类研究主要集中在分类器和特征空间方面的改进[8-11]。也有研究通过现有 LC 产品的集成达到同样目的,集成方式多采用多数投票原则、决策树规则[12]、积分原则[13]、半经验生成方法[14]等,少量的研究集成过程会借助卫星影像。以往遥感分类多基于多光谱影像,属于被动遥感,而雷达影像具有全天候观测、反映地物后向散射能力以及主动发射电磁波等特点,在遥感领域被广泛应用[15-17]。已有研究表明,融合光学、雷达影像对分类精度提升显著[18-21]。

基于以上考量,本文综合运用 LC 产品集成、云计算平台以及主被动遥感的优势,提出一种基于遥感云平台和数据融合的 10 m 级 LC 制作方法。以淮河流域为例,基于 GEE 平台将现有的 2 套 2020 年的分辨率 10 m 产品(ESA 和 ESRI)进行集成处理得到训练样本,以 2020 年的 Sentinel-1 雷达影像和 Sentinel-2 多光谱影像为数据源,将光谱波段、光谱指数、极化波段和地形特征作为分类特征空间,制作新的 LC 产品。精度验证时分别采用目视判读和基于现有产品作为参考数据的方式进行评估。为论证该方法的有效性,进行多组对比实验,分别验证不同影像数据源、不同训练样本量、不同验证样本数据源对分类精度的影响。

1 数据源与数据预处理

1.1 研究区概况

淮河流域涉及鄂、豫、皖、苏、鲁 5 省,位于黄河流域和长江流域之间,流域总面积约 2.7×10^5 km^2,是中国人口最密集的地区之一[22]。淮河流域是中国重要的粮食生产基地,其地形以平原为主,山地和丘陵地区分散在流域西部、西南部和东北部[23](图 1)。

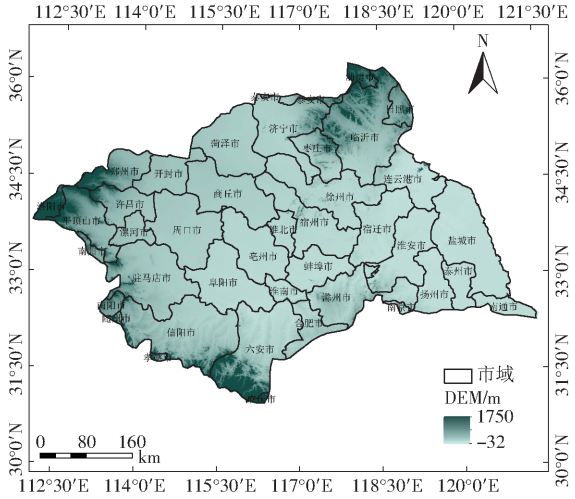

图 1 淮河流域概况

Fig. 1 Overview of Huaihe River Basin

随着经济快速发展和城镇化的需要,流域内资源被高强度开发,生态系统承受着巨大压力,耕地质量下降和退化等生态问题变得更加严峻,严重阻碍流域的可持续发展[24]。从人口、经济、生态 3 个角度考量,均有必要监测该地区的土地利用变化。

1.2 卫星数据源及预处理

Sentinel-1 包含 Sentinel-1A 和 Sentinel-1B 2 颗卫星,搭载 C 波段合成孔径雷达,分别于 2014 年 4 月 3 日和 2016 年 4 月 25 日发射,重访周期为 6 d,

可提供单极化和双极化数据[25]。本文采用 GEE 平台 2020 年的 Sentinel－1A 在宽幅模式(IW)下的 VV 和 VH 数据。该数据已经过多视处理、地形校正,只需在 GEE 平台利用 Lee 滤波算法消除斑点噪声。

Sentinel－2 卫星包含 Sentinel－2A 和 Sentinel－2B 2 颗卫星,分别于 2015 年 6 月和 2017 年 3 月发射,重访周期为 5～10 d。该卫星拥有可见光、近红外和短波红外在内的 13 个多光谱波段,其中 4 个波段的空间分辨率为 10 m,6 个波段的空间分辨率为 20 m,3 个波段的空间分辨率为 60 m[26]。本文选取 Sentinel－2 的蓝、绿、红、近红外和 2 个短波红外共 6 个波段。GEE 在处理不同空间分辨率波段时默认进行最邻近重采样[27]。GEE 所提供的 Sentinel－2 数据已经过大气校正等预处理,只需进行去云操作。

2　研究方法

2.1　训练样本制作

根据影像质量及淮河流域地类状况,设置水体、林地、建筑用地、草地、耕地和裸地 6 个类别。本文选取 4 种广泛使用的公开地表覆盖产品,用于训练样本制作和精度评估(表 1)。

表 1　不同产品的主要参数

Tab.1　Main parameters of different products

产品	研究机构	数据源	空间分辨率/m	第三方验证精度/%
ESA WorldCover	欧洲航天局	Sentinel－1/Sentinel－2	10	65(全球尺度)[28]
ESRI Landcover	美国环境系统研究所公司	Sentinel－2	10	75(全球尺度)[28]
Dynamic World	Google Earth 团队与世界资源研究所	Sentinel－2	10	72(全球尺度)[28]
GlobeLand30	国家基础地理信息中心	Landsat TM/ETM＋、HJ－1	30	77.15(中国 30 个典型城市区域)[29]

为便于展示,ESA WorldCover、ESRI Landcover 和 Dynamic World 地表覆盖产品分别简称为 ESA、ESRI 和 DW。首先通过 GEE 平台在研究区内布置随机点,对于类别一致性较低或研究区内覆盖度少的地类(如裸地和草地)适当增加随机布设的数量,以减弱各类地物样本不平衡分布对实验造成的影响。然后调用 ESA、ESRI 地表覆盖数据集,依据两者产品的地物类型编码和类型含义,将类别转换成设置的 6 类。分别提取 ESA 和 ESRI 的类别值后,挑选出两者类别一致的共 1 116 个样本点作为训练样本。

2.2　特征构建

用于遥感分类的特征包括但不限于光谱、极化、指数、纹理、地形和时序特征等,本文选择 VV 和 VH 2 种极化方式下的后向散射特征作为 Sentinel－1 的分类特征。为提高分类精度,除了选择 Sentinel－2 常用的光谱特征,还选取了对植被、建筑、水体等地物敏感的光谱指数,包括归一化植被指数(NDVI)、增强植被指数(EVI)、归一化水指数(NDWI),同时加入对建筑物敏感的 IBI 指数[30],它由 3 个波段专题指数(土壤调节植被指数(SAVI)、归一化建筑指数(NDBI)以及改进归一化水体指数(MNDWI))计算得到,很大程度上提高了建筑用地提取精度。同时在 GEE 平台调用 DEM 数据,提取高程、坡度信息作为地形特征,加入到特征集合。

2.3　随机森林分类器

随机森林(Random forest,RF)是一种融合了随机子空间方法与 Bagging 集成学习思想的机器学习算法[31－32]。在训练设定数量的决策树时随机选取分类特征与训练样本,每棵决策树均互相独立,训练样本中未被抽取的样本作为测试样本验证模型的训练精度;模型训练完成后进行遥感分类,模型基于投票原则将多棵决策树的多个预测结果转换为票数最高的类别。这种方式使得模型获得了较高的精度和泛化性能。决策树数量作为 RF 的重要参数,并不是数量越多分类效果越好,数量过多容易出现过拟合现象,即模型在测试样本上精度很高,但在验证样本精度反而较差,模型泛化能力降低。因此在设置随机森林模型参数时需要综合考虑基于测试样本的分类精度和模型复杂程度。相比其他机器学习算法,RF 模型训练时间少,鲁棒性较高,广泛应用于地表覆盖产品制作[33－34]。

3　结果与分析

3.1　分类产品与公开产品的精度对比

首先通过 GEE 平台融合 ESA、ESRI 产品得到 1 116 个类别一致的训练样本,然后对 GEE 平台存储的 2020 年所有 Sentinel－1 雷达影像进行热噪声消除处理,对 Sentinel－2 光学影像进行云掩膜,通过中值合成方法获得一期主、被动遥感数据,基于该数据构建特征空间;调用 GEE 平台内置的随机森林算法对输入的训练样本和分类特征进行训练;最后将训练好的 RF 模型应用于研究区整体,得到 2020 年淮河流域地表覆盖数据(图 2)。

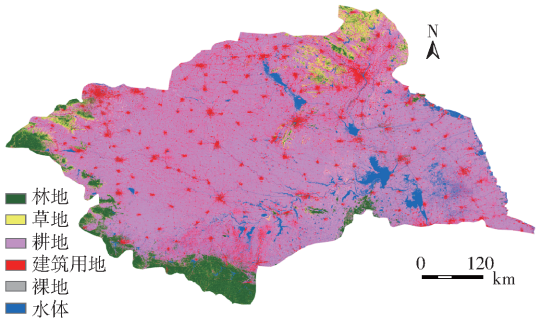

图 2 2020 年淮河流域地表覆盖产品

Fig. 2 Land cover product of Huaihe River Basin in 2020

为衡量雷达数据对产品的提升效果,以及 4 套公开产品在淮河流域的精度,本文对 2020 年的 ESA、ESRI、DW 和 GlobeLand30 4 套产品,以及仅用 Sentinel-2 进行分类得到的产品(S2)采用同一套验证数据集对比分类精度。精度验证时随机抽取 3 159 个点,结合 Sentinel 影像和高清地图进行目视判读。精度评价结果如表 2 所示。

表 2 不同产品的精度评价对比

Tab. 2 Comparison of precision evaluation for different products

待评估产品	总体精度/%	Kappa 系数
ESA	77.02	0.58
ESRI	76.45	0.57
DW	77.46	0.60
GlobeLand30	71.41	0.42
S2	76.83	0.57
S1 + S2(本文方法)	80.35	0.64

由表 2 可知,本文所提方法的分类产品总体精度最高,精度达 80.35%,DW 与 ESA 的分类精度相当,总体精度分别比本文产品低 2.89、3.33 个百分点;ESRI 与 S2 相当,精度分别比本文产品低 3.52、3.90 个百分点。GlobeLand30 作为 30 m 分辨率产品,分类效果与更高空间分辨率的产品还有一定差距,分类精度最低。此外,在光学影像的基础上添加 SAR 影像使得地物分类精度提高 3.52 个百分点,表明主被动卫星影像融合对产品分类精度的提升有着积极作用。整体而言,耕地、森林、水体和建筑用地的分类精度相对较高,裸地和草地较低。这主要是与这两类地物的分布特征,以及影像特性有关。

为探究不同 LC 产品的细节表现,选取研究区东部(区域 a)、南部(区域 b)、西部(区域 c)、北部(区域 d)的局部区域进行对比,同时添加谷歌影像作为参考(图 3)。从图 3 中可以看出,本文产品地类边界清晰、精确,体现出更多的空间细节:区域 a 和区域 d 的建筑区域的道路交错现象、区域 c 水域边缘的零星细碎植被均被较好地反映出来,区域 b 中水田与河流被明显区分出来且轮廓清晰。ESA 细节表现良好,但其存在较多的混分、错分现象导致其总体精度偏低。ESRI 和 DW 的细节相对粗略,各区域没有更多的细节展示;GlobeLand30 的空间分辨率为 30 m,细节刻画不如其它产品,同时错分现象严重,如区域 b 的水域基本都被识别为耕地。就视觉效果而言,SAR 影像的参与使得分类结果的地物边缘轮廓更加清晰。融合了 Sentinel-1 和 Sentinel-2 的 ESA 和本文产品在处理地形复杂的地区具有相对优势,此类地区应重点关注雷达数据的辅助,在文献[35]中可以得到相同结论。此外,本文训练样本来源于 ESA 和 ESRI,卫星影像来源与 ESA 一致,导致本文产品与 ESA 产品有较多相同之处。整体而言,本文方法获得的 LC 产品分类效果更好,优于现有公开产品。

3.2 训练样本量和验证样本数据源对产品精度的影响

为研究不同训练样本量的分类效果差异,从

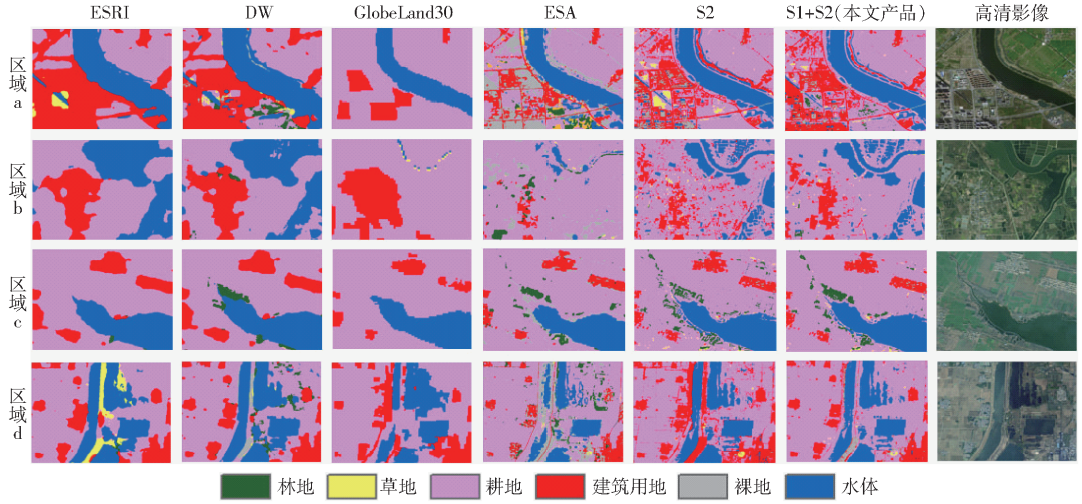

图 3 本文产品与公开地表覆盖产品的局部对比

Fig. 3 Partial comparison between proposed product and other land cover

ESA 和 ESRI 产品中分别随机选择 500、1 000、3 000、5 000、7 000、9 000、12 000、15 000 个类别一致的样本，采用相同的卫星数据（S1 + S2）和分类器进行分类（图 4）。

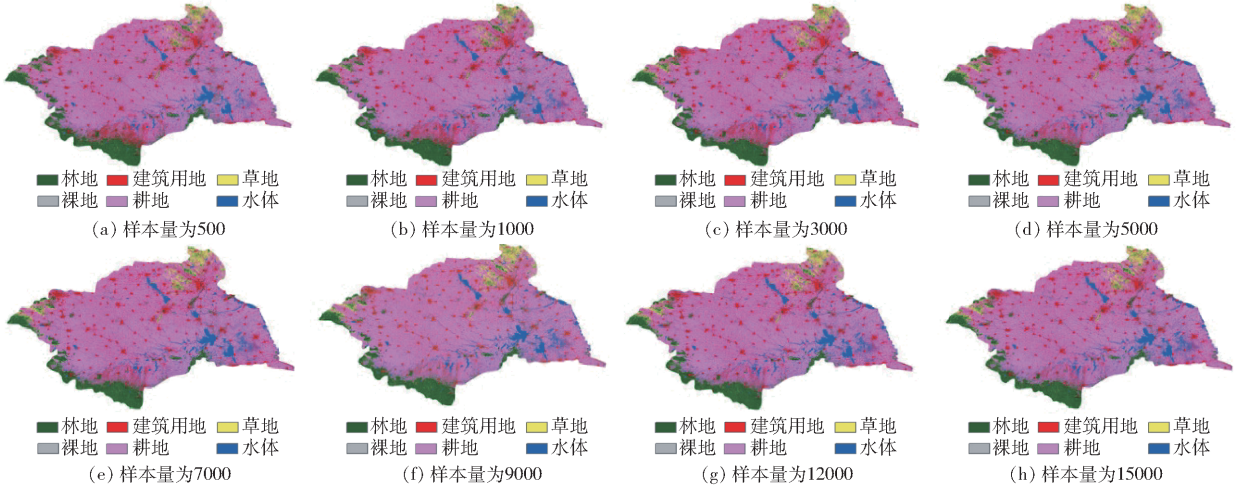

图 4　不同训练样本量的地表覆盖产品

Fig. 4　Land cover based on different training sample sizes

精度验证时同样采用上文目视解译的验证点位。为衡量不同参考数据源对精度评价的影响，分别将 ESA、ESRI、DW、GlobeLand30 以及目视解译的类别作为参考源，得到的分类精度变化如图 5 所示。

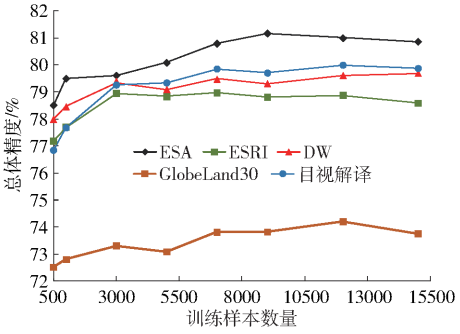

图 5　不同训练样本量和不同参考数据源条件下的分类精度

Fig. 5　Classification accuracies under different training sample sizes and reference data source conditions

训练样本数量相同时，不同参考源的评估精度差异较大。其中，参考 ESA 得到的总体精度整体最高，在 78.51% ~81.16% 之间波动，参考 ESRI、DW 和目视解译类别次之。目视解译的评估结果介于 ESA、DW 之间，表明在 LC 精度验证环节，可以考虑用已有公开产品作为参考数据源。以 GlobeLand30 为参考的分类精度最低，总体精度低于其他产品 4.33 ~7.34 个百分点。

训练样本数量变化时，在训练样本数量较少（500 ~7 000）的情况下，实验得到的分类精度提升显著，随着训练样本不断增加，总体精度的提升幅度随之降低，甚至由于样本误差而出现精度下降。而训练样本对分类精度的影响包含样本质量和数量两个方面，当使用较大的样本量进行训练时，数据量的增加很可能会引入新的误差（例如样本标记错误）使训练样本质量降低。

3.3　讨论

高空间分辨率的地表覆盖数据是地球系统研究、生态系统管理的重要基础数据，对国土空间规划、制定可持续化发展战略具有重要意义。然而，公开地表覆盖产品所采用的分类模型和训练样本存在差异，类别定义同样存在差异，比如每套产品用来定义草地、灌木、林地的标准不尽相同，以上差异会影响不同产品之间的一致性。因此，本文在提取训练样本时利用 2 种公开的 10 m 地表覆盖产品，通过随机提取类别一致的样本点，降低了不同产品几何位置、类别定义、产品质量的偏差，保证了训练样本的准确性。

本文目前仅论证了所提方法在制作与训练样本来源（公开产品）同一年份的地表覆盖产品的效果，尚未进行后续其它年份 10 m 地表覆盖产品的更新。另外，本文仅利用分类效果较好的随机森林进行分类，没有对比分析不同分类方法之间的差异。因此，未来计划在 GEE 平台上利用公开产品以及变化检测算法自动提取未变化区域的训练样本，并在分类特征中加入时间序列特征，开发一种高分辨率、高精度、长时序的逐年地表覆盖产品更新方法，为地理国情监测及可持续发展等事业提供更精确的数据支撑。

4　结论

（1）对大区域的制图工作而言，传统方法的训练样本获取成本较高，本文所提方法制作成本较低，

能为频繁和重复制作大比例尺专题图提供便利。

(2)以目视判读的方式评估本文产品与现有 LC 产品时,本文产品的精度最高(80.35%),相较于公开产品的总体精度提升 2.89 ~ 8.94 个百分点,更能细致地反映地表覆盖类型的局部特征。此外,加入 SAR 影像作为数据补充使得分类精度提升 3.52 个百分点,表明主被动卫星影像融合对分类精度的提高有积极作用。

(3)分类精度随训练样本量的增多呈先增加后稳定的趋势。目视解译的评估结果介于 ESA、DW 之间,表明精度验证时人工判读在一定程度上可以被已有产品替代。

参 考 文 献

[1] 杜培军, 王欣, 蒙亚平, 等. 面向地理国情监测的变化检测与地表覆盖信息更新方法[J]. 地球信息科学学报, 2020, 22(4):857 - 866.
DU Peijun, WANG Xin, MENG Yaping, et al. Effective change detection approaches for geographic national condition monitoring and land cover map updating[J]. Journal of Geo-Information Science, 2020, 22(4):857 - 866. (in Chinese)

[2] 白娥, 薛冰. 土地利用与土地覆盖变化对生态系统的影响[J]. 植物生态学报, 2020, 44(5):543 - 552.
BAI E, XUE Bing. A review of influences of land use and land cover change on ecosystems[J]. Journal of Plant Ecology, 2020, 44(5):543 - 552. (in Chinese)

[3] ALAM A, BHAT M S, MAHEEN M. Using Landsat satellite data for assessing the land use and land cover change in Kashmir valley[J]. GeoJournal, 2020, 85: 1529 - 1543.

[4] GASHU K, GEBRE-EGZIABHER T. Spatiotemporal trends of urban land use/land cover and green infrastructure change in two Ethiopian cities: Bahir Dar and Hawassa[J]. Environmental Systems Research, 2018, 7(1): 1 - 15.

[5] GORELICK N, HANCHER M, DIXON M, et al. Google Earth Engine: planetary-scale geospatial analysis for everyone[J]. Remote Sensing of Environment, 2017, 202: 18 - 27.

[6] 程伟, 钱晓明, 李世卫, 等. 时空遥感云计算平台 PIE - Engine Studio 的研究与应用[J]. 遥感学报, 2022, 26(2):335 - 347.
CHENG Wei, QIAN Xiaoming, LI Shiwei, et al. Research and application of PIE - Engine Studio for spatiotemporal remote sensing cloud computing platform[J]. Journal of Remote Sensing, 2022, 26(2):335 - 347. (in Chinese)

[7] 何奇锴, 陈柯兵, 孙思瑞. 基于 Microsoft Planetary Computer 的三峡库区汉丰湖水域变化分析[J]. 湿地科学与管理, 2022, 18(4):15 - 20.
HE Qikai, CHEN Kebing, SUN Sirui. An analysis of water area changes of Hanfeng Lake in the Three Gorges Reservoir area based on Microsoft Planetary Computer[J]. Wetland Science & Management, 2022, 18(4):15 - 20. (in Chinese)

[8] LU Y. Image classification algorithm based on improved AlexNet in cloud computing environment[C]//2020 IEEE International Conference on Industrial Application of Artificial Intelligence (IAAI), IEEE, 2020: 250 - 253.

[9] SHEYKHMOUSA M, MAHDIANPARI M, GHANBARI H, et al. Support vector machine versus random forest for remote sensing image classification: a meta-analysis and systematic review[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2020, 13: 6308 - 6325.

[10] WANG P, FAN E, WANG P. Comparative analysis of image classification algorithms based on traditional machine learning and deep learning[J]. Pattern Recognition Letters, 2021, 141: 61 - 67.

[11] 柴华彬, 严超, 邹友峰, 等. 利用 PSP Net 实现湖北省遥感影像土地覆盖分类[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2021, 46(8):1224 - 1232.
CHAI Huabin, YAN Chao, ZOU Youfeng, et al. Land cover classification of remote sensing image of Hubei Province by using PSP Net[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2021, 46(8):1224 - 1232. (in Chinese)

[12] 俞乐, 王杰, 李雪草, 等. 基于多源数据集成的多分辨率全球地表覆盖制图[J]. 中国科学:地球科学, 2014, 44(8): 1646 - 1660.
YU Le, WANG Jie, LI Xuecao, et al. A multi-resolution global land cover dataset through multisource data aggregation[J]. Science China: Earth Sciences, 2014, 44(8):1646 - 1660. (in Chinese)

[13] GAO H, JIA G, FU Y. Generate integrated land cover product for regional climate model by fusing different land cover products[C]// Proceedings of the International Conference on Collaborative Computing: Networking, Applications and Worksharing, 2016: 665 - 675.

[14] LI Miao, CHEN Bin, CHRIS W, et al. The land-sea interface mapping: China's coastal land covers at 10 m for 2020[J]. Science Bulletin, 2022, 67(17):1750 - 1754.

[15] ADDISON P, OOMMEN T. Utilizing satellite radar remote sensing for burn severity estimation[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2018, 73: 292 - 299.

[16] MAKINDE E O, OYELADE E O. Land cover mapping using Sentinel - 1 SAR and Landsat 8 imageries of Lagos State for 2017[J]. Environmental Science and Pollution Research, 2020, 27(1): 66 - 74.

[17] SIVASANKAR T, KUMAR D, SRIVASTAVA H S, et al. Advances in radar remote sensing of agricultural crops: a review[J]. Int. J. Adv. Sci. Eng. Inf. Technol., 2018, 8: 1126 - 1137.

[18] HU B, XU Y, HUANG X, et al. Improving urban land cover classification with combined use of Sentinel－2 and Sentinel－1 imagery[J]. ISPRS International Journal of Geo-Information, 2021, 10(8): 533.

[19] STEINHAUSEN M J, WAGNER P D, NARASIMHAN B, et al. Combining Sentinel－1 and Sentinel－2 data for improved land use and land cover mapping of monsoon regions[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2018, 73: 595－604.

[20] 翟鹏飞, 李世华, 胡月明. 协同光学与雷达遥感数据的面向对象土地覆盖变化检测[J]. 农业工程学报, 2021, 37(23): 216－224.
ZHAI Pengfei, LI Shihua, HU Yueming. Object-oriented land cover change detection combining optical and radar remote sensing data[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(23):216－224. (in Chinese)

[21] 马战林, 刘昌华, 薛华柱, 等. GEE 环境下融合主被动遥感数据的冬小麦识别技术[J]. 农业机械学报, 2021, 52(9): 195－205.
MA Zhanlin, LIU Changhua, XUE Huazhu, et al. Identification of winter wheat by integrating active and passive remote sensing data based on Google Earth Engine platform[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(9):195－205. (in Chinese)

[22] QIAO X, LIU L, YANG Y, et al. Urban expansion assessment based on optimal granularity in the Huaihe River Basin of China[J]. Sustainability, 2022, 14(20): 13382.

[23] CHEN J, OUYANG Z, ZHANG H. Ecosystem characteristics and regionalization of vulnerable ecological region of Huaihe River Basin[J]. China Population Resources and Environment, 2010, 20: 169－174.

[24] 赵胜楠, 王宇, 乔旭宁, 等. 1987—2021 年淮河流域 FVC 时空变化与驱动因素分析[J]. 农业机械学报, 2023, 54(4): 180－190.
ZHAO Shengnan, WANG Yu, QIAO Xuning, et al. Spatiotemporal variation and driving factors for FVC in Huaihe River Basin from 1987 to 2021[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(4):180－190. (in Chinese)

[25] 宋宏利, 雷海梅, 尚明. 基于 Sentinel 2A/B 时序数据的黑龙港流域主要农作物分类[J]. 江苏农业学报, 2021, 37(1): 83－92.
SONG Hongli, LEI Haimei, SHANG Ming. Crop classification based on Sentinel 2A/B time series data in Heilonggang River Basin[J]. Jiangsu Journal of Agricultural Sciences, 2021, 37(1):83－92. (in Chinese)

[26] 雷令婷, 高金萍, 张晓丽, 等. 基于 Sentinel－1 和 Sentinel－2A 数据的森林蓄积量估算[J]. 云南大学学报(自然科学版), 2022, 44(6):1174－1182.
LEI Lingting, GAO Jinping, ZHANG Xiaoli, et al. Estimation of forest stock volume based on Sentinel－1 and Sentinel－2A data[J]. Journal of Yunnan University(Natural Sciences Edition), 2022, 44(6):1174－1182. (in Chinese)

[27] HU Y, HU Y. Land cover changes and their driving mechanisms in Central Asia from 2001 to 2017 supported by Google Earth Engine[J]. Remote Sensing, 2019, 11(5): 554.

[28] VENTER Z S, BARTON D N, CHAKRABORTY T, et al. Global 10 m land use land cover datasets: a comparison of dynamic world, world cover and Esri land cover[J]. Remote Sensing, 2022, 14(16): 4101.

[29] SHI W, ZHAO X, ZHAO J, et al. Reliability and consistency assessment of land cover products at macro and local scales in typical cities[J]. International Journal of Digital Earth, 2023, 16(1): 486－508.

[30] XU H. Remote sensing information extraction of urban built-up land based on a data-dimension compression technique[J]. Journal of Image and Graphics, 2005, 10(2): 223－229.

[31] 杨迎港, 刘培, 张合兵, 等. 基于特征优选随机森林算法的 GF－2 影像分类[J]. 航天返回与遥感, 2022, 43(2):115－126.
YANG Yinggang, LIU Pei, ZHANG Hebing, et al. Research on GF－2 image classification based on feature optimization random forest algorithm[J]. Spacecraft Recovery & Remote Sensing, 2022, 43(2):115－126. (in Chinese)

[32] 于飞, 吕争, 隋正伟, 等. 基于特征优选的多时相 SAR 数据水稻信息提取方法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(3):259－265,327.
YU Fei, LÜ Zheng, SUI Zhengwei, et al. Extraction of rice information using multi-temporal SAR data based on feature optimization[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(3):259－265,327. (in Chinese)

[33] MAGIDI J, NHAMO L, MPANDELI S, et al. Application of the random forest classifier to map irrigated areas using Google Earth Engine[J]. Remote Sensing, 2021, 13(5): 876.

[34] ZHANG T, SU J, XU Z, et al. Sentinel－2 satellite imagery for urban land cover classification by optimized random forest classifier[J]. Applied Sciences, 2021, 11(2): 543.

[35] WANG J, YANG X, WANG Z, et al. Consistency analysis and accuracy assessment of three global ten-meter land cover products in rocky desertification region—a case study of Southwest China[J]. ISPRS International Journal of Geo-Information, 2022, 11(3): 202.