北京林业大学学报
JOURNAL OF BEIJING FORESTRY UNIVERSITY

耦合时序特征的林分类型遥感识别

高雨珊 彭道黎 张楠 杨鹏辉 杨灿灿 陈铭捷 陈健

Remote sensing classification of stand type coupled with time series features

Gao Yushan, Peng Daoli, Zhang Nan, Yang Penghui, Yang Cancan, Chen Mingjie, Chen Jian

引用本文:
高雨珊, 彭道黎, 张楠, 杨鹏辉, 杨灿灿, 陈铭捷, 陈健. 耦合时序特征的林分类型遥感识别[J]. 北京林业大学学报, 2024, 46(1):68–81. doi: 10.12171/j.1000–1522.20230093
Gao Yushan, Peng Daoli, Zhang Nan, Yang Penghui, Yang Cancan, Chen Mingjie, Chen Jian. Remote sensing classification of stand type coupled with time series features[J]. Journal of Beijing Forestry University, 2024, 46(1):68–81. doi: 10.12171/j.1000–1522.20230093

在线阅读 View online: https://doi.org/10.12171/j.1000–1522.20230093

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

Sentinel–2A多特征变量反演针叶林地上生物量能力评估

Ability evaluation of coniferous forest aboveground biomass inversion using Sentinel–2A multiple characteristic variables

北京林业大学学报, 2020, 42(11): 27–38. https://doi.org/10.12171/j.1000–1522.20200097

基于卷积神经网络的高分二号影像林分类型分类

Convolutional neural network for GF–2 image stand type classification

北京林业大学学报, 2019, 41(9): 20–29. https://doi.org/10.13332/j.1000–1522.20180342

长白山阔叶红松林不同演替阶段冠层光谱特征及其与气温的关系

Canopy spectral characteristics of broadleaved Korean pine forest in different successional stages and its relation with temperature in Changbai Mountain of northeastern China

北京林业大学学报, 2021, 43(7): 40–53. https://doi.org/10.12171/j.1000–1522.20200373

多时相高分辨率遥感影像的森林可燃物分类和变化分析

Classification and change analysis of forest fuels by multi–temporal high resolution remote sensing images

北京林业大学学报, 2018, 40(12): 38–48. https://doi.org/10.13332/j.1000–1522.20180269

基于自注意力卷积网络的遥感图像分类

Remote sensing image classification framework based on self–attention convolutional neural network

北京林业大学学报, 2021, 43(10): 81–88. https://doi.org/10.12171/j.1000–1522.20210196

基于近邻几何特征的TLS林分点云分类研究

TLS point cloud classification of forest based on nearby geometric features

北京林业大学学报, 2019, 41(6): 138–146. https://doi.org/10.13332/j.1000–1522.20180308

DOI:10.12171/j.1000−1522.20230093

耦合时序特征的林分类型遥感识别

高雨珊[1] 彭道黎[1] 张 楠[1] 杨鹏辉[1] 杨灿灿[1,2] 陈铭捷[1] 陈 健[3]
（1. 北京林业大学森林资源和环境管理国家林草局重点实验室，北京 100083；2. 滁州学院地理信息与旅游学院，安徽 滁州 239000；
3. 国家林业和草原局调查规划设计院，北京 100714）

摘要:【目的】结合多源遥感数据进行特征提取，获取最优分类策略并探究时间序列特征在林分类型识别中的重要性，为遥感林分类型识别提供技术途径。**【方法】**结合 Sentinel-2 光谱特征和时间序列特征、Sentinel-1 雷达后向散射特征和 SRTM DEM 地形特征在 Google Earth Engine 中进行各特征变量的提取，构建不同特征组合使用随机森林分类器进行分类并对不同分类结果进行制图输出和精度评价。**【结果】**(1)使用 Sentinel-2 时间序列光谱特征、Sentinel-1 雷达后向散射特征和 SRTM DEM 地形特征的方案分类效果最好，总体精度为 84.62%，Kappa 系数为 0.82；(2)在构建的 5 个不同特征组合方案中，多特征组合的方案分类效果优于单一特征；(3)地形特征、后向散射特征和时间序列特征对于分类结果非常重要，尤其是时间序列特征的加入能大大提升林分类型识别精度。光谱特征中短红外波段 B11 和 B12 最重要，时间序列特征中 4 月份和 10 月份为最重要的时间节点。**【结论】**基于多源遥感数据提取的多特征分类方案能够有效进行研究区林分类型识别，地形特征、后向散射特征和 Sentinel-2 时间序列特征可以作为光谱特征的有效辅助特征变量提高分类精度，使林分类型识别更为准确，尤其是时间序列特征在提高林分类型识别精度上有突出作用。

关键词：Sentinel-2；Sentinel-1；随机森林；Google Earth Engine (GEE)；时间序列特征
中图分类号：S771.8 **文献标志码：**A **文章编号：**1000−1522(2024)01−0068−14
引文格式：高雨珊，彭道黎，张楠，等. 耦合时序特征的林分类型遥感识别 [J]. 北京林业大学学报，2024，46(1)：68−81. Gao Yushan, Peng Daoli, Zhang Nan, et al. Remote sensing classification of stand type coupled with time series features[J]. Journal of Beijing Forestry University, 2024, 46(1): 68−81.

Remote sensing classification of stand type coupled with time series features

Gao Yushan[1] Peng Daoli[1] Zhang Nan[1] Yang Penghui[1] Yang Cancan[1,2]
Chen Mingjie[1] Chen Jian[3]
(1. Key Laboratory of Forest Resources & Environmental Management of National Forestry and Grassland Administration, Beijing Forestry University, Beijing 100083, China;
2. School of Geographic Information and Tourism, Chuzhou University, Chuzhou 239000, Anhui, China;
3. Academy of Inventory and Planning, National Forestry and Grassland Administration, Beijing 100714, China)

Abstract: [**Objective**] This paper aims to combine multi-source remote sensing data for feature extraction to determine the most effective classification strategy. Additionally, we investigated the significance of time series features in identifying forest types, offering a technical approach for remote sensing-based forest type identification. [**Method**] This study combined Sentinel-2 spectral features, time series features, Sentinel-1 radar backscatter features, and SRTM DEM terrain features to extract various feature variables using Google Earth Engine. Multiple feature combinations were constructed and classified using the random forest classifier. Subsequently, mapping output and accuracy evaluations were performed on the resulting classifications. [**Result**] (1) The scheme that incorporates Sentinel-2 time series features, Sentinel-1 radar

收稿日期: 2023−04−25 **修回日期:** 2023−09−21
基金项目: “十三五”国家重点研发计划(2016YFD0600205)，安徽省高等学校科学研究重大项目(2023AH040217)。
第一作者: 高雨珊。主要研究方向：林业遥感与信息技术。Email: gaoyushan27@bjfu.edu.cn 地址：100083 北京市海淀区清华东路 35 号北京林业大学林学院。
责任作者: 彭道黎，教授，博士生导师。主要研究方向：森林资源监测与评价。Email: dlpeng@bjfu.edu.cn 地址：同上。
本刊网址: http://j.bjfu.edu.cn；http://journal.bjfu.edu.cn

backscatter features, and SRTM DEM terrain features exhibited the highest classification accuracy, achieving an overall accuracy of 84.62% and a Kappa coefficient of 0.82. (2) Among the five constructed feature combination schemes, the multi-feature combination scheme demonstrated superior classification performance compared with individual feature. (3) Terrain features, radar backscatter features, and time series features significantly influenced the classification results. The inclusion of time series features notably enhanced the accuracy of forest type identification. Among the spectral features, the shortwave infrared bands B11 and B12 were the most critical, while April and October were identified as the most important time nodes within the time series features. [**Conclusion**] The multi-feature classification scheme, which combines data from various remote sensing sources, is proved to be effective in accurately identifying forest types in the study area. SRTM DEM terrain features, Sentinel-1 radar backscatter features, and Sentinel-2 time series features serve as valuable complementary indicators to spectral features, enhancing classification accuracy. Time series features, in particular, play a significant role in improving the accuracy of forest type identification.

Key words: Sentinel-2; Sentinel-1; random forest; Google Earth Engine (GEE); time series feature

森林是陆地生态系统的重要组成部分，对维持二氧化碳平衡、生物多样性和生态平衡具有决定性作用。林分类型识别是监测森林生物多样性的直接手段，在生态变化评估和其他森林应用中发挥着至关重要的作用[1]。传统的林业资源调查方法是人工野外调查，该方法工作量大，效率较低，时效性难以满足实际需求[2]。而遥感技术具有宏观性、综合性、快速且不受地面条件限制等诸多优点，在林地类型识别领域中已经逐渐被广泛应用[3]。遥感影像分类根据其是否具有先验知识分为监督与非监督分类两大类[4]，监督分类方法又可分为参数方法和非参数方法。其中非参数方法中的支持向量机（support vector machines，SVM）和随机森林（random forest，RF）算法相对其他算法表现更优，分类精度相对更高，因此被广泛应用于机器学习分类研究中[5]。

当前用于林分类型识别的遥感数据源众多，如多光谱[6]、高光谱[7]、合成孔径雷达[8]、激光雷达[9]等，但高光谱和激光雷达数据成本高昂，因此应用受到限制。Sentinel-2 丰富的光谱信息对叶绿素含量和物候期都很敏感[10]，能够有效进行林分类型的划分[11]。合成孔径雷达数据成像机理和光学传感器不同，能够描绘林层结构且不受天气影响，因此可以作为光学传感器的有效补充[12]。但总体而言，综合 Sentinel-1 和 Sentinel-2 多为农作物分类和湿地测绘，协同光学信息和雷达信息进行林分类型识别的研究仍不多见。目前进行林分类型识别所应用的主要特征变量有光谱特征、后向散射特征、时间序列特征以及 DEM 等其他辅助地学特征。光谱特征主要包括遥感影像原本的波段特征及衍生的植被指数特征，后向散射系数则是雷达传感器特有的特征。黄翀等[13]在对东南亚人工林的识别中发现加入 Sentinel-1 后向散射特征后可有效提高人工林树种间的区分度。Mngadi 等[12]使用 Sentinel-1 提取的后向散射特征协同 Sentinel-2 进行林分树种识别，发现 VV 和 VH 两个特征能将 Kappa 系数从 0.81 分别提升至 0.83 和 0.85。与单时相遥感影像相比，多时相影像更能反映不同树种的物候特征，进而提高林分类型识别精度[14]。程丽娜等[15]构建了密集时间序列的 Sentinel-2 影像堆栈对潮间带湿地进行分类，总体分类精度高达 96.5%，Kappa 系数达 0.95。此外，环境因素是植物生长和树种组成的重要决定因素，经常作为辅助预测因子被添加在模型中[16]。综合多种特征类型信息能够在一定程度上改善单一类型特征造成的分类精度较低和分类结果破碎化的现象，但不同特征类型的加入如何影响各林分类型的分类精度，也是目前亟待研究的问题。

综上，本研究以 Sentinel-2 数据、Sentinel-1 数据和 DEM 数据为数据源，进行光谱特征、时间序列光谱特征、后向散射特征和地形特征的提取，基于 GEE 云平台使用随机森林分类器进行林分类型识别研究。为研究不同特征变量对分类结果的影响，共设计 5 个分类组合方案分别进行分类及分类结果制图并分别进行精度评价，旨在探究不同数据源、不同特征组合及随机森林分类器在林分类型识别中的作用，为多源遥感数据在林分类型识别中的应用提供科学的分析依据。

1　研究区概况与数据

1.1　研究区概况

研究区位于内蒙古呼伦贝尔市巴林林场（48°15′35″～48°52′30″N，121°31′00″～122°39′30″E），属大兴安岭中低山地貌，地势呈西高东低、北高南

低，平均海拔高 650 m，坡度约为 15°，属中温带大陆亚湿润气候区，大陆性季风气候，季节变化明显，年平均气温−1～0.1 ℃，年平均降雨量 416 mm，地带性土壤主要有暗棕壤、灰色森林土和棕色针叶林土。林场内林地面积 272 493.3 hm^2，森林覆盖率为 83.77%。植被类型呈多样性，由东西伯利亚植物区系、满洲里植物区系、蒙古植物区系、华北植物区系等交错构成。乔木树种主要有落叶松(*Larix gmelinii*)、白桦(*Betula platyphylla*)、山杨(*Populus davidiana*)、蒙古栎(*Quercus mongolica*)、黑桦(*Betula dahurica*)、旱柳(*Salix matsudana*)等；下木有榛子(*Corylus chinensis*)、山杏(*Armeniaca sibirica*)、胡枝子(*Lespedeza bicolor*)、兴安杜鹃(*Rhododendron dauricum*)、越桔(*Vaccinium vitis-idaea*)等。草本植物以禾本科披碱草属(*Elymus*)、羊茅属(*Festuca*)、针茅属(*Stipa*)分布较多，低洼地区以莎草(*Cyperus*)分布居多，山黧豆(*Lathyrus sativus*)、萎陵菜(*Potentilla chinensis*)、地榆(*Sanguisorba officinalis*)等植物分布区域广泛。研究区的地理位置与地形如图 1 所示。

1.2 遥感数据源及预处理

1.2.1 遥感数据源

本研究共使用了 Sentinel-2、Sentinel-1 和 NASA SRTM Digital Elevation 30 m 3 种遥感数据源，所有数据均在 GEE 中下载和处理。Sentinel-2 包含 A 和 B 两颗卫星，单颗卫星重访周期为 10 d，两颗卫星同时运行重访周期为 5 d，Sentinel-2 卫星最高空间分辨率为 10 m，具有 13 个波段。根据影像的大气校正状态不同，Sentinel-2 数据分为 L1C 和 L2A 两个级别。L1C 级数据是未经大气校正的大气表观反射率(top-of-atmosphere reflectance，TOA)产品，而 L2A 级数据是经过大气校正的大气底层反射率(bottom-of-atmosphere corrected reflectance，BOA)数据。本研究中使用 Sentinel-2 L2A 级数据为分类的主要数据源。Sentinel-1 是欧空局发射的首颗对地观测雷达遥感卫星，具备全天时和全天候的雷达成像系统，重访周期为 12 d，空间分辨率为 10 m。本研究使用 Sentinel-1 的 Level-1 级产品，即 GRD(ground range detected)数据进行后向散射特征的提取。该数据集已在干涉宽幅模式下进行了预处理，如去噪声、辐射和地形校正等。数字高程模型(digital elevation model，DEM)使用 NASA 提供的 SRTM(shuttle radar topography mission) V3 产品，该数据集空间分辨率为 30 m，并使用多种其他 DEM 源(ASTERG DEM2、GMTED2010 和 NED)进行空白填充，在 GEE 中多用此数据集来提取地形特征因子。为保证各遥感数据源空间分辨率一致性，便于后续分类及制图输出，在 GEE 中对 Sentinel-1 数据和 Sentinel-2 数据进行重采样至 30 m，与 SRTM 数据的空间分辨率一致。

1.2.2 遥感数据预处理

为便于后续进行特征变量的提取，需要对导入的各数据源进行预处理。在 GEE 中，使用内置的函数根据影像覆盖位置、云量和时间 3 个变量对各影像集合进行过滤。3 种数据源的覆盖位置选择为研究区巴林林场，云量选择提取研究区中云遮挡区域小于 30% 的影像。在时间范围的选择上，由于要探究时间序列特征对树种分类的影响，因此采用了两种时间过滤方式进行过滤。一是筛选覆盖研究树种

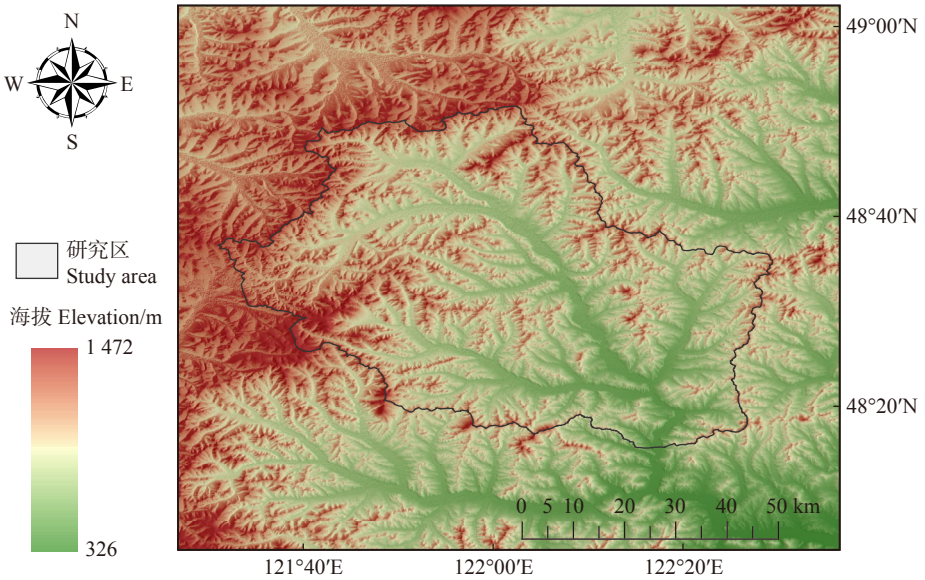


图 1 研究区地理位置与地形图

Fig. 1 Geographical location and topographic map of the study area

生长季的 4—10 月份影像用于提取光谱特征、后向散射特征和地形特征；二是对 Sentinel-2 影像数据集单独构建 4—10 月每个月单独的月度合成影像提取时间序列特征。两种时间范围均采用均值合成函数合成最终影像。

1.3　地面样本与验证数据

样本质量直接关系到林地信息提取的精度，应选择具有典型性、代表性的纯净像元作为样本。本研究的样本数据包括以下两种类型的样本数据：巴林林场森林资源规划设计调查数据及基于 Google Earth Pro 进行目视解译的样本点。二类调查时间为 2016 年 5—6 月，调查小班数量 3 万多个，调查内容包括有 3 大类：(1)林分因子，如优势树种(组)、起源、龄组、郁闭度等；(2)林木因子，如样木编号、立木类型、树种、胸径、树高、方位角、水平距等；(3)其他信息，如样地号、位置坐标、海拔、坡度、坡位、坡向、调查员、调查日期等。对林场树种信息进行整合分析后选出白桦林、落叶松林、山杨林、旱柳林和蒙古栎林 5 种覆盖研究区的主要林分类型。选取其中单一树种的小班，结合 Google Earth Pro 进行样本点的精确选取，共采集样本点 538 个(包括白桦 77 个，落叶松 91 个，蒙古栎 58 个，旱柳 49 个，山杨 50 个，非林地 213 个)，并按照 8∶2 划分训练样本和验证样本。各类样本点分布如图 2 所示。

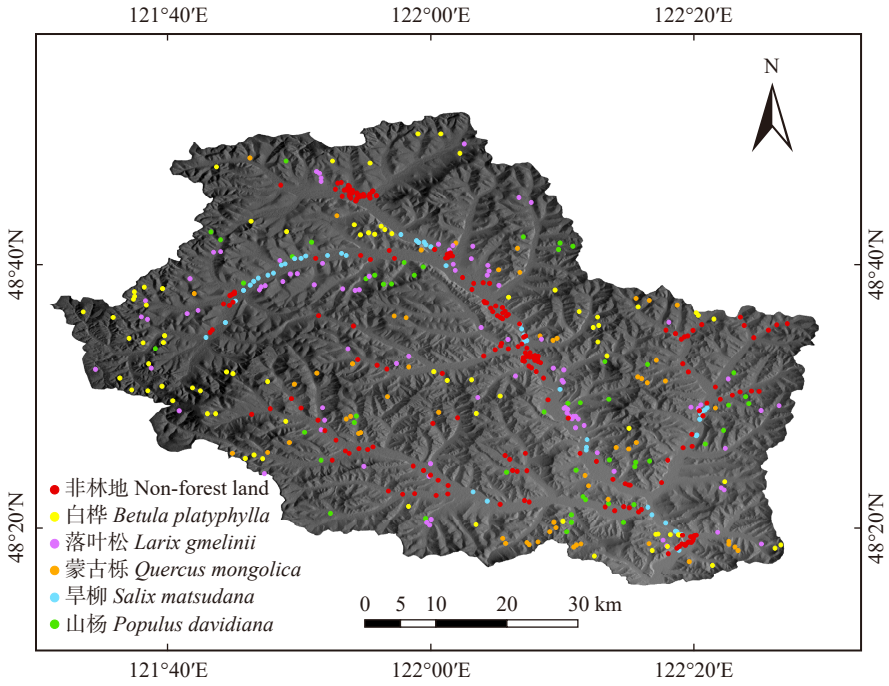


图 2　研究区样本点分布图

Fig. 2　Distribution of sample points in the study area

2　研究方法

本研究基于 GEE 平台，使用 3 种遥感数据对巴林林场进行林分类型识别研究，技术路线如图 3 所示。首先，基于 GEE 平台获取 3 种遥感数据资源；其次，对不同数据源实施不同处理，便于提取其相应类型的特征变量；最后，将不同特征类型进行组合构建不同的分类特征集，并将各方案逐个输入到随机森林分类器中进行分类与精度评价，并将不同方案的分类结果制图输出。

2.1　特征变量的选择与构建

2.1.1　光谱特征

光谱信息是区分不同林分类型最重要的特征[17]，在林分类型识别研究中，所使用的光谱特征主要包括遥感影像原本的波段特征及衍生的植被指数特征。本研究选取了 Sentinel-2 本身除海岸/气溶胶、水汽和卷积云波段 3 个 60 m 空间分辨率的波段以外的所有 10 个波段，并基于这些波段构建了归一化植被指数(normalized difference vegetation index，NDVI)、绿波段归一化差值植被指数(green normalized difference vegetation index，GNDVI)、差值植被指数(difference vegetation index，DVI)、增强植被指数(enhanced vegetation index，EVI)、土壤调节植被指数(soil-adjusted vegetation index，SAVI)、红－短波红外波段差值(red-short-wave infrared，RedSWIR)、比值植被指数(ratio vegetation index，RVI)、红边归一化植被指数(red-edge normalized difference vegetation index，NDVIre)、归一化红边(normalized difference red-edge，NDre)、归一化近红外(normalized near infra-red，Norm-NIR)共 13 个光

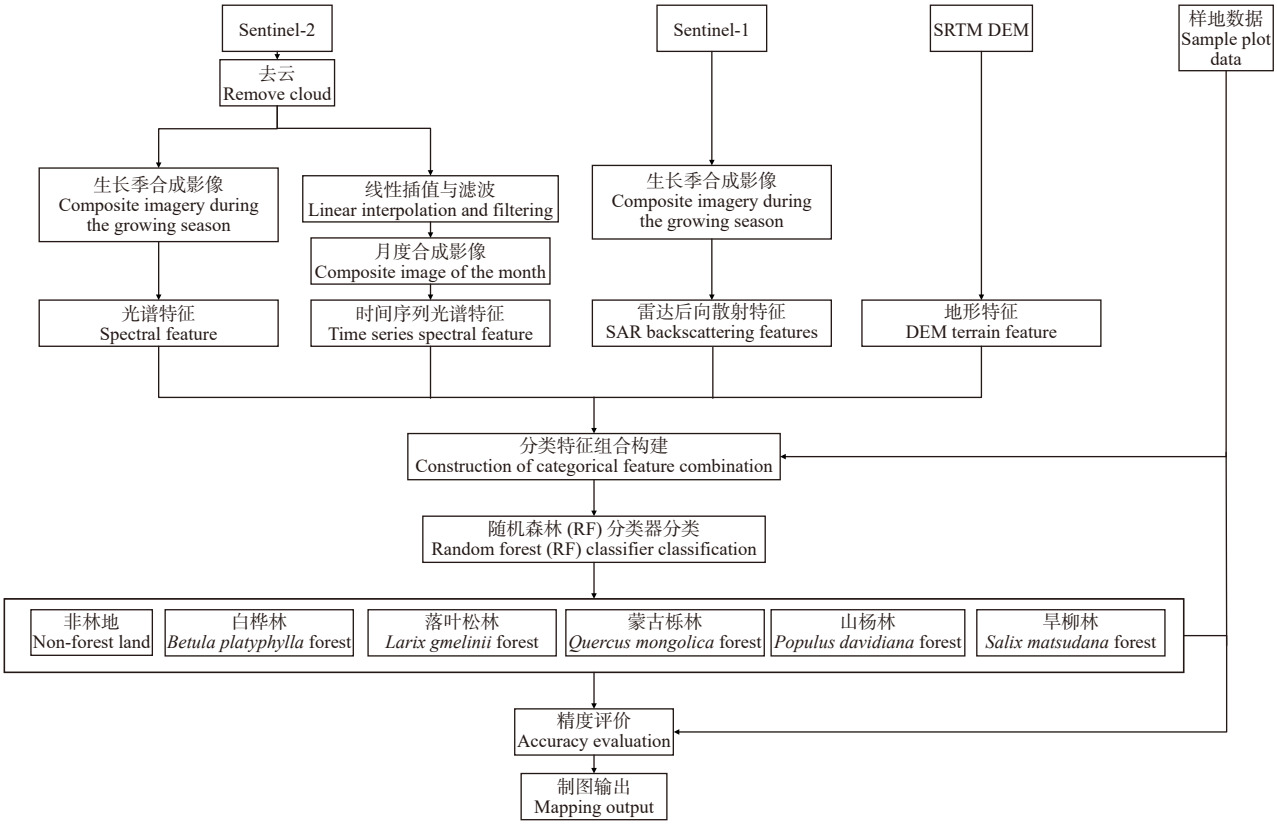


图 3 技术路线图

Fig. 3 Technical workflow of the study

谱指数[13]，共计 23 个变量作为光谱特征参与分类，具体特征描述见表 1。

2.1.2 后向散射特征

在林分类型识别中，地表水分含量、植被类型和植被覆盖度、地表粗糙度以及介电常数的差异，主要表现为雷达后向散射系数的差异。作为雷达传感器特有的特征，后向散射特征在林分类型识别方面也取得了许多高精度的分类成果[8,13,18]。本研究选择 Sentinel-1 VV、VH 极化构建 2 个雷达后向散射系数特征。

2.1.3 地形特征

将 SRTM 数据按照研究区范围进行裁剪，并提取出坡度（slope）、坡向（aspect）和高程（elevation）3 种特征变量作为本研究使用的地形特征变量参与分类。

2.1.4 时间序列特征

时间序列可用于提取每个像素的季节性变化，在林分类型识别研究中具有重要意义。基于 GEE Java Script 的代码编辑器环境可以同时快速地为每张时间序列图像计算相应的变量指标。本研究中主要探究各光谱变量的时间序列特征对分类精度的影响。在 GEE 中选取时间范围为 4—10 月，使用时间线性插值法[19]来填补影像空缺值，并使用 Whittaker 平滑器[20]来去除插值后的噪声，得到每个月的月度合成影像后计算表 1 中所有光谱特征变量的时间序列特征，共计 161 个。

2.2 分类系统的选择

根据研究区林分类型及分布情况，将分类系统分为林地与非林地两个一级类别，林地分为白桦林、落叶松林、山杨林、蒙古栎林和旱柳林 5 类，非林地分为荒地/未利用地、耕地、城镇/道路、水域 4 类，具体分类系统表见表 2。

2.3 分类方案设计

本文共设计了以下 5 种方案进行对比研究（见表 3）。设置不同的方案主要有以下两种目的：（1）研究不同分类特征变量对林分类型识别的影响，确定不同特征变量的重要程度；（2）探究分类精度最高的分类方案，为林分类型识别研究提供参考方法。

2.4 随机森林分类器

随机森林算法是一种集成学习方法，它以 Breiman 等人发明的分类回归树 CART（classification and regression tree）算法为基础，将多棵决策树集成进行投票表决最后产生分类结果，其基本单元是决策树[21]。由于具有强鲁棒性和对噪声的不敏感性，RF 已经被成功广泛地应用于树种分类[22]。GEE 中的 RF 允许设置不同的参数：森林中决策树的数量、每个分叉的变量数量、最小叶群、袋分量（即在创建下一棵提升树时使用的训练数据的比例）、每棵树的

表 1　Sentinel-2 光谱特征集描述

Tab. 1　Description of Sentinel-2 spectral feature set

特征类型 Feature type	特征名称 Feature name	特征说明/计算公式 Feature description/calculation formula
波段 Band	B2	波长490 nm，蓝色 Wave length 490 nm, blue
	B3	波长560 nm，绿色 Wave length 560 nm, green
	B4	波长665 nm，红色 Wave length 665 nm, red
	B5	波长705 nm，红边波段 Wave length 705 nm, red edge band
	B6	波长749 nm，红边波段 Wave length 749 nm, red edge band
	B7	波长783 nm，红边波段 Wave length 783 nm, red edge band
	B8	波长842 nm，近红外 Wave length 842 nm, near infrared
	B8A	波长865 nm，近红外 Wave length 865 nm, near infrared
	B11	波长1 610 nm，短波红外 Wave length 1 610 nm, shortwave infrared
	B12	波长2 190 nm，短波红外 Wave length 2 190 nm, shortwave infrared
植被指数 Vegetation index	归一化植被指数 Normalized difference vegetation index (NDVI)	$NDVI=\frac{\rho_{NIR}-\rho_{Red}}{\rho_{NIR}+\rho_{Red}}$
	绿波段归一化差值植被指数 Green normalized difference vegetation index (GDNVI)	$GNDVI=\frac{\rho_{NIR}-\rho_{Green}}{\rho_{NIR}+\rho_{Green}}$
	差值植被指数 Difference vegetation index (DVI)	$DVI=\rho_{NIR}-\rho_{Red}$
	增强植被指数 Enhanced vegetation index (EVI)	$EVI=2.5\times\left(\frac{\rho_{NIR}-\rho_{Red}}{\rho_{NIR}+6\rho_{Red}-7.5\rho_{Blue}+1}\right)$
	土壤调节植被指数 Soil-adjusted vegetation index (SAVI)	$SAVI=1.5\times\left(\frac{\rho_{NIR}-\rho_{Red}}{\rho_{NIR}+\rho_{Red}+0.5}\right)$
	红–短波红外波段差值 Red-SWIR band difference (Red-SWIR)	$RedSWIR=\rho_{Red}-\rho_{SWIR1}$
	比值植被指数 Ratio vegetation index (RVI)	$RVI=\frac{\rho_{NIR}}{\rho_{Red}}$
	红边归一化植被指数1 Red-edge normalized difference vegetation index 1 (NDVIre1)	$NDVIre1=\frac{\rho_{NIRnarrow}-\rho_{Rededge1}}{\rho_{NIRnarrow}+\rho_{Rededge1}}$
	红边归一化植被指数2 Red-edge normalized difference vegetation index 2 (NDVIre2)	$NDVIre2=\frac{\rho_{NIRnarrow}-\rho_{Rededge2}}{\rho_{NIRnarrow}+\rho_{Rededge2}}$
	红边归一化植被指数3 Red-edge normalized difference vegetation index 3 (NDVIre3)	$NDVIre3=\frac{\rho_{NIRnarrow}-\rho_{Rededge3}}{\rho_{NIRnarrow}+\rho_{Rededge3}}$
	归一化红边 1 Normalized difference red-edge 1 (NDre1)	$NDre1=\frac{\rho_{Rededge2}-\rho_{Rededge1}}{\rho_{Rededge2}+\rho_{Rededge1}}$
	归一化红边2 Normalized difference red-edge 2 (NDre2)	$NDre2=\frac{\rho_{Rededge3}-\rho_{Rededge1}}{\rho_{Rededge3}+\rho_{Rededge1}}$
	归一化近红外 Normalized near infra-red (Norm-NIR)	$Norm\text{-}NIR=\frac{\rho_{NIR}}{\rho_{NIR}+\rho_{Red}+\rho_{Green}}$

注：ρ_{NIR}为近红外波段的反射值；ρ_{Red}为红光波段的反射值；ρ_{Green}为绿光波段的反射值；ρ_{Blue}为蓝光波段的反射值；ρ_{SWIR1}为短波红外波段（此处为B11波段）的反射值；$\rho_{NIRnarrow}$为近红外波段（此处为B8A）波段的反射值；$\rho_{Rededge1}$为红边波段1（此处为B5波段）的反射值；$\rho_{Rededge2}$为红边波段2（此处为B6波段）的反射值；$\rho_{Rededge3}$为红边波段3（此处为B7波段）的反射值。Notes: ρ_{NIR} is the reflection value in the near infrared band; ρ_{Red} is the reflection value of the red band; ρ_{Green} is the reflection value of the green band; ρ_{Blue} is the reflection value of the blue band; ρ_{SWIR1} is the reflection value of the shortwave infrared band (which refers to the B11 band here); $\rho_{NIRnarrow}$ is the reflection value of the near infrared band (which refers to the B8A band here); $\rho_{Rededge1}$ is the reflection value of the red edge band band 1 (which refers to the B5 band here); $\rho_{Rededge2}$ is the reflection value of the red edge band 2 (which refers to the B6 band here); $\rho_{Rededge3}$ is the reflection value of the red edge band 3 (which refers to the B7 band here).

表 2　分类系统

Tab. 2　Classification system

一级分类 First level classification	二级分类 Secondary level classification
林地 Forest land	白桦林 *Betula platyphylla* forest
	落叶松林 *Larix gmelinii* forest
	山杨林 *Populus davidiana* forest
	蒙古栎林 *Quercus mongolica* forest
	旱柳林 *Salix matsudana* forest
非林地 Non-forest land	荒地/未利用地 Wasteland/unused land
	耕地 Farmland
	城镇/道路 Town/road
	水域 Water area

最大节点数和随机化种子。此外，随机森林分类器在实现分类的同时，通过袋外（Out-of-Bag，OOB）数据进行特征变量重要性的计算[23]，这对分析不同特征变量在林分类型识别中的作用具有很大意义。

2.5　精度评价

为了定量准确地评价不同方案对林分类型识别精度的影响，在 GEE 中利用验证数据使用混淆矩阵（confusion matrix）进行分类精度评价[24]。根据混淆矩阵计算所得的评价指标包括：生产者精度（producer's accuracy，PA）、用户精度（user's accuracy，UA）、总体精度（overall accuracy，OA）和 Kappa 系数。

表 3 5 种分类方案的特征组合

Tab. 3 Feature combinations of five classification schemes

序号 No.	特征组合 Feature combination	变量个数 Number of variable
1	Sentinel-2光谱特征 Sentinel-2 spectral feature	23
2	Sentinel-2光谱特征 + Sentinel-1雷达后向散射特征 Sentinel-2 spectral feature + Sentinel-1 SAR backscattering feature	25
3	Sentinel-2光谱特征 + DEM地形特征 Sentinel-2 spectral feature + DEM terrain feature	26
4	Sentinel-2光谱特征 + Sentinel-1雷达后向散射特征 + DEM地形特征 Sentinel-2 spectral feature + Sentinel-1 SAR backscattering feature + DEM terrain feature	28
5	Sentinel-2时间序列光谱特征 + Sentinel-1雷达后向散射特征 + DEM地形特征 Sentinel-2 time-series spectral feature + Sentinel-1 SAR backscattering feature + DEM terrain feature	166

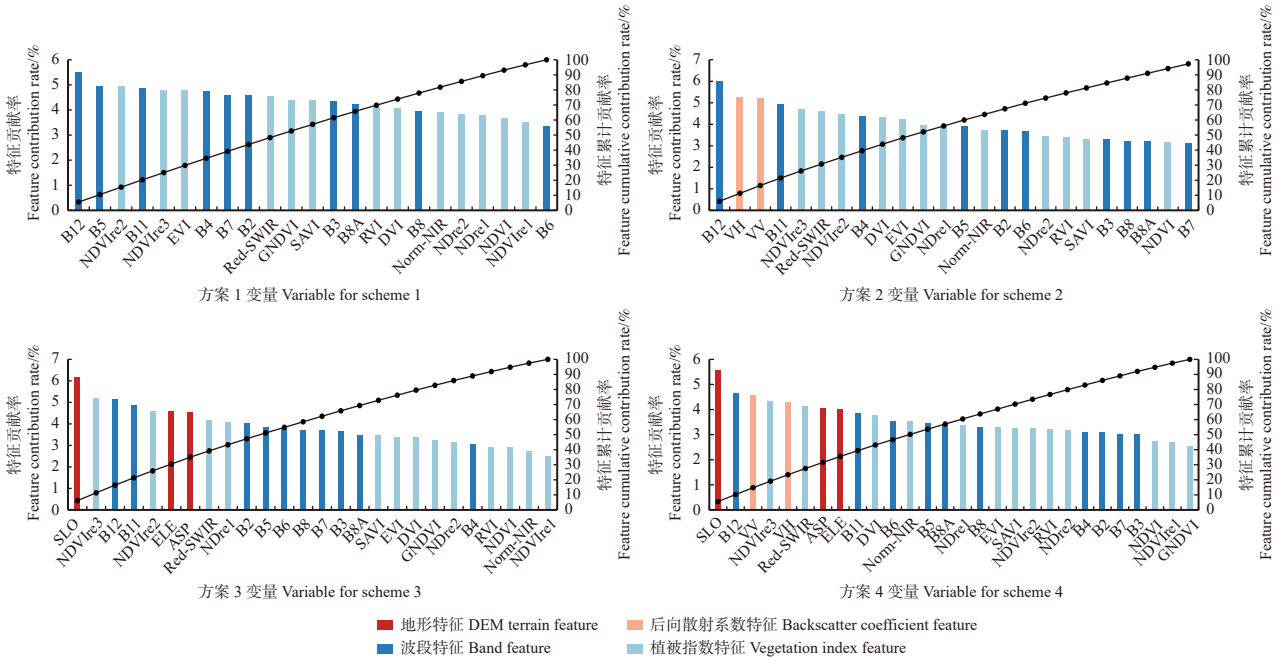
3 结果与分析

3.1 不同光谱特征、后向散射特征和地形特征在树种分类中的重要性

使用随机森林分类器进行不同林分类型的识别，得到各分类方案中各分类特征的重要性并进行排序，为对各特征变量重要性在分类中的贡献程度进行量化和比较，计算得到各特征变量的贡献率和累计贡献率如图 4 所示。根据特征重要性高低来看，各特征变量的特征贡献率相差不大，说明变量选取恰当，并未出现某一个特征变量对分类结果起主导作用的现象。从特征累计贡献率看，各方案的特征累计贡献率达 80% 的变量使用个数分别为 18、19、20、22，分类别对这些特征变量进行分类观察发现，添加了后向散射特征（VV 和 VH）及 3 个地形特征（海拔、坡度和坡向）的方案，这两类特征贡献度均排在前 30%，这说明后向散射特征和地形特征在林分类型识别中具有很高价值。光谱特征中的所有 10 个波段特征均有出现在累计贡献率前 80% 的特征中，而短红外波段 B12、B11 出现次数最多，重要性最高。而除 NDVI 外其余所有植被指数特征均出现在累计贡献率前 80% 的特征中。其中红边归一化植被指数 3（NDVIre3）、红边归一化植被指数 2（NDVIre2）、归一化近红外（Red-SWIR）、差值植被指数（DVI）、增强植被指数（EVI）和土壤调节植被指数（SAVI）6 种指数在每种方案中均有较好的贡献度。

3.2 时间序列特征在树种分类中的重要性

由于方案 5 构造的时间序列光谱特征数量众多难以进行逐一展示，因此在图 5 种按照变量个数进行标注。为方便对重要性排名高的特征进行详细分析，节选重要性排名前 30% 的特征排名如表 4 所



SLO.坡度；ELE.海拔；ASP.坡向。SLO, slope; ELE, elevation; ASP, aspect.

图 4 方案 1～4 特征贡献率及特征累计贡献率

Fig. 4 Feature contribution rate and feature cumulative contribution rate of schemes 1−4

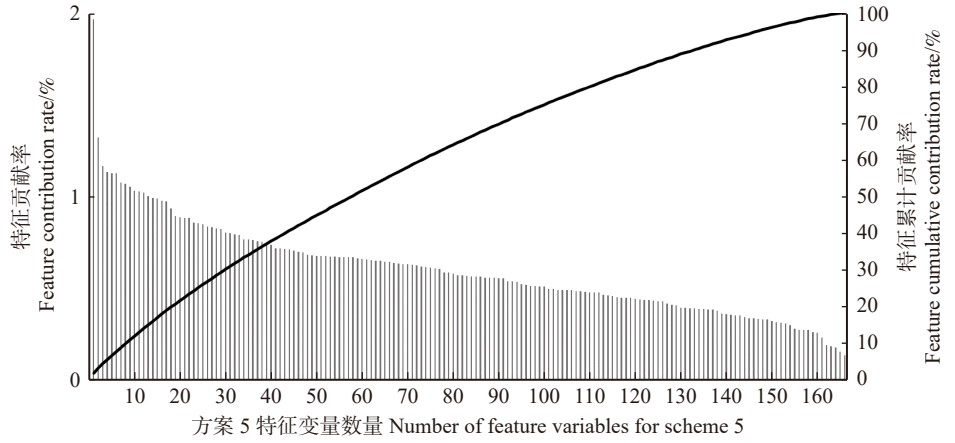


图 5　方案 5 特征贡献率及特征累计贡献率

Fig. 5　Feature contribution rate and feature cumulative contribution rate of scheme 5

表 4　方案 5 中排名前 30% 的特征变量

Tab. 4　Top 30% characteristic variables in schemes 5

变量排名 Ranking of variable	特征变量名称 Feature variable name	变量排名 Ranking of variable	特征变量名称 Feature variable name
1	slope	26	NDVIre3_Oct.
2	B12_Apr.	27	B11_Aug.
3	B11_Oct.	28	GNDVI_Apr.
4	VV	29	GNDVI_Sept.
5	B12_May	30	GNDVI_Jul.
6	B12_Jun.	31	RVI_Sept.
7	B11_May	32	B11_Jul.
8	B12_Jul.	33	RVI_Jun.
9	elevation	34	B11_Apr.
10	B11_Sept.	35	EVI_Oct.
11	EVI_Apr.	36	EVI_May
12	VH	37	NDVIre2_Sept.
13	NDre1_Apr.	38	EVI_Jun.
14	GNDVI_Oct.	39	B12_Sept.
15	NDre2_Apr.	40	NDVIre3_Aug.
16	NDVIre1_Apr.	41	B6_May
17	NDVI_Oct.	42	aspect
18	B12_Oct.	43	NDVI_Apr.
19	B7_Apr.	44	RedSWIR_Oct.
20	NDVIre3_Sept.	45	B8_Apr.
21	Norm-NIR_Apr.	46	EVI_Jul.
22	B7_Oct.	47	NDVIre2_Apr.
23	B6_Apr.	48	B11_Jun.
24	B5_May	49	DVI_May
25	Norm-NIR_Oct.	50	B8A_Oct.

示。与方案 2～4 一样，两个后向散射特征和 3 个地形特征依然出现在前 30%，这进一步证明了以上两种特征对林分类型识别的重要性，这也与其他学者的研究结果一致[1,13,25–27]。对于时间序列光谱特征，为了结果显示更直观，将方案 5 所构造的时间序列光谱特征按照所属月份和变量名称分别统计不同变量出现的次数，结果如图 6 和图 7 所示。从所属时间来看，有效区分林分类型最重要的月份分别是 4 月份和 10 月份，其次是 5 月和 9 月。从变量来看，波段特征中仍然是短红外波段 B11 和 B12 所占比例最大，其次是近红外波段 B6 和 B7，但除可见光波段 B2、B3 和 B4 外，其他波段变量也有出现在前 30% 中。而在植被指数特征中，出现次数最多的

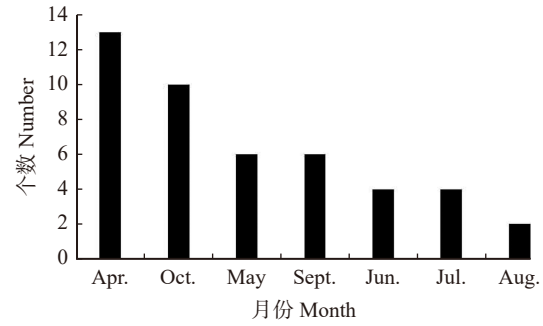


图 6　方案 5 各时期排名前 30% 的光谱特征个数

Fig. 6　Number of spectral features of top 30% in each period of scheme 5

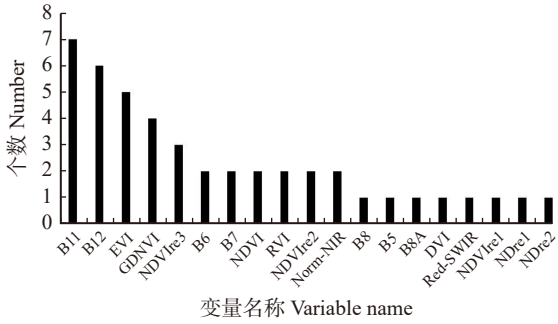


图 7　方案 5 排名前 30% 的光谱特征及数量

Fig. 7　Spectral features and quantities of the top 30% of scheme 5

变量是增强植被指数 EVI，其次是绿波段归一化差值植被指数(GNDVI)、红边归一化植被指数 3(NDVIre3)与归一化植被指数(NDVI)，除土壤调节植被指数(SAVI)外，所有植被指数均出现在前 30% 中。这说明植被指数特征能有效应用于林分类型识别。

结合方案 1～5 整体来看，用于分类的特征变量选取合适，在选取的所有各类特征变量中，仅 SAVI 没有出现在排名的前 30% 中，其余变量均有较高的重要性。其中，光谱特征变量中短波红外波段 B11 和 B12 重要性最高。

3.3 不同分类方案分类结果与精度评价

5 种试验方案的分类结果如图 8 所示。由于本研究目的是对研究区内的主要林分类型进行分类，为提升显示效果，在制图时将非林地(城镇、荒地/未利用地、水域、耕地)均以同样颜色进行显示，不再进行区分。对比各方案分类结果图可见，分布最广泛的树种是白桦和落叶松，旱柳主要生长在道路两侧，蒙古栎分布较为细碎，山杨主要分布在林场南部地区，这与实地调查结果一致。从分类整体效果来看，随着特征种类的增加，方案 1 到方案 5 的图斑破碎化程度有所降低，分类效果也更贴近树种的实际分布情况，如在方案 1 中仅使用 Sentinel-2 的光谱变量进行分类时，在北部对旱柳有较多错分，且“椒盐现象”明显；而随着参与分类的变量增加，分类结果图斑更加规整。

在 GEE 中进行精度评定，各方案基于用户精度计算得到混淆矩阵如图 9 所示，精度验证结果如

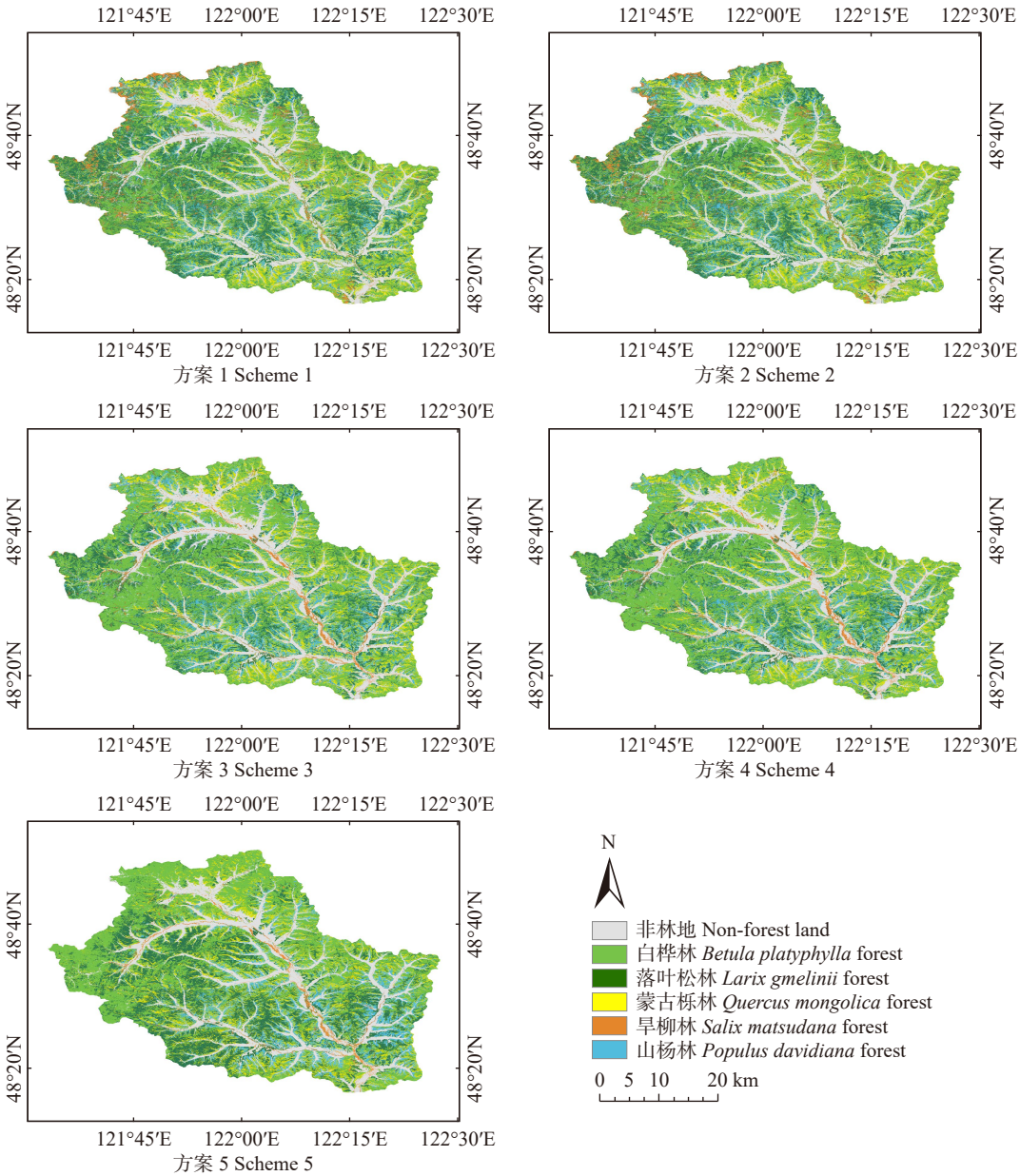


图 8 5 种方案的分类结果

Fig. 8 Classification results of 5 schemes

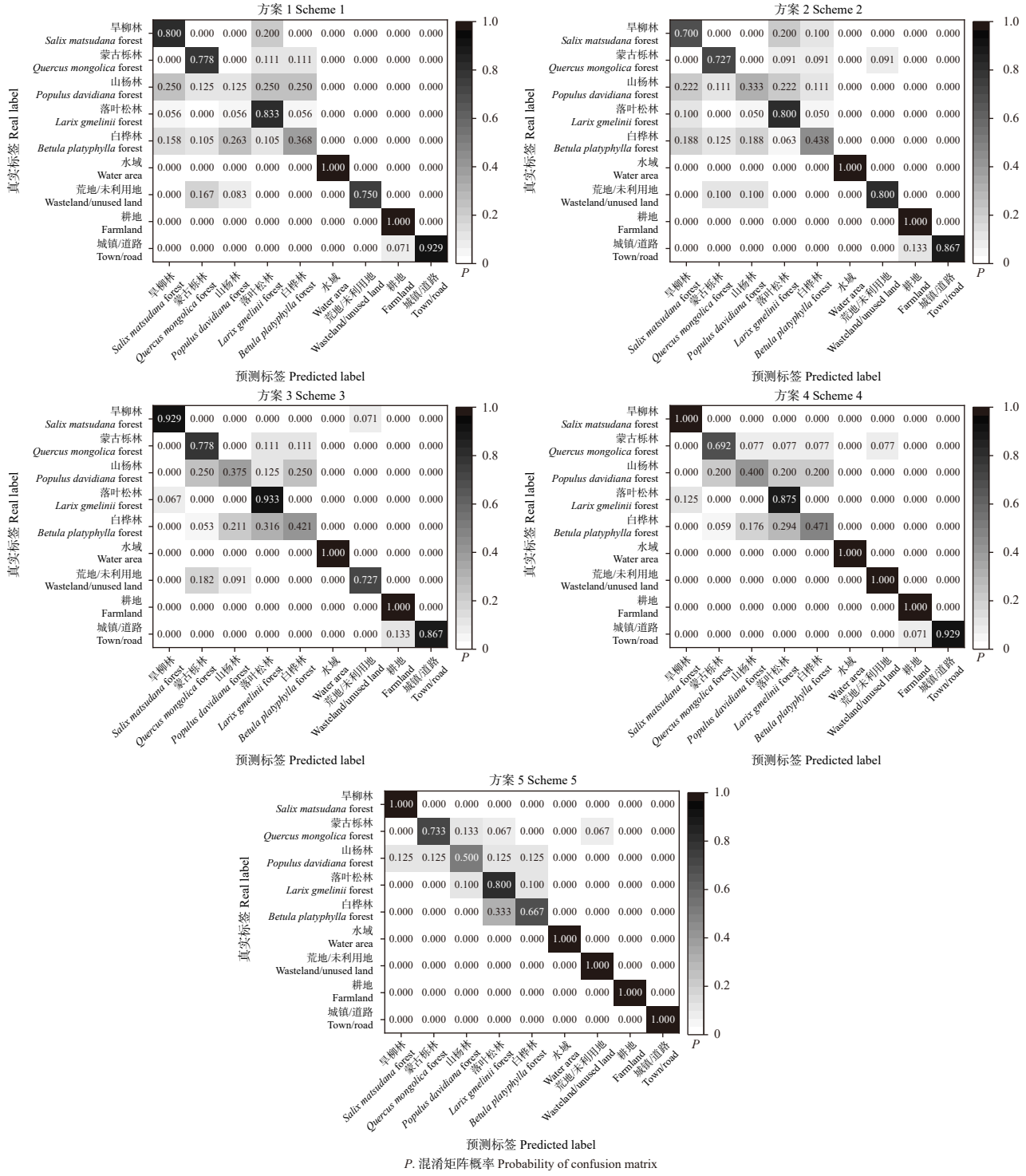


图 9　5 种方案的混淆矩阵

Fig. 9　Confusion matrix of 5 schemes

图 10 所示。对比不同方案的精度差异可见，方案 1 到方案 5 的分类精度不断升高，方案 1 的总体精度为 71.15%，Kappa 系数为 0.67，而方案 5 的 OA 为 84.40%，Kappa 系数为 0.82。由混淆矩阵可见，仅使用 Sentinel-2 的光谱特征进行分类仍有较多错分，而地形特征和后向散射特征的加入对精度提高都有很大贡献，尤其是地形特征，这与特征重要性的评定结果一致，证明多特征协同有助于提高林分类型分类精度。

从各个地物分类类型来看，非林地的分类效果在各个方案中表现一直较好，区域范围在结果图上也几乎没有变化，说明相较于林分类型的划分来说，林地与非林地的区分还是相对简单高效的。而各个林分类型的分类精度则变化很大。逐个方案对比来看，方案 2 中后向散射特征的加入使山杨的分类精度对比方案 1 有明显提升，在方案 1 中，山杨林易被

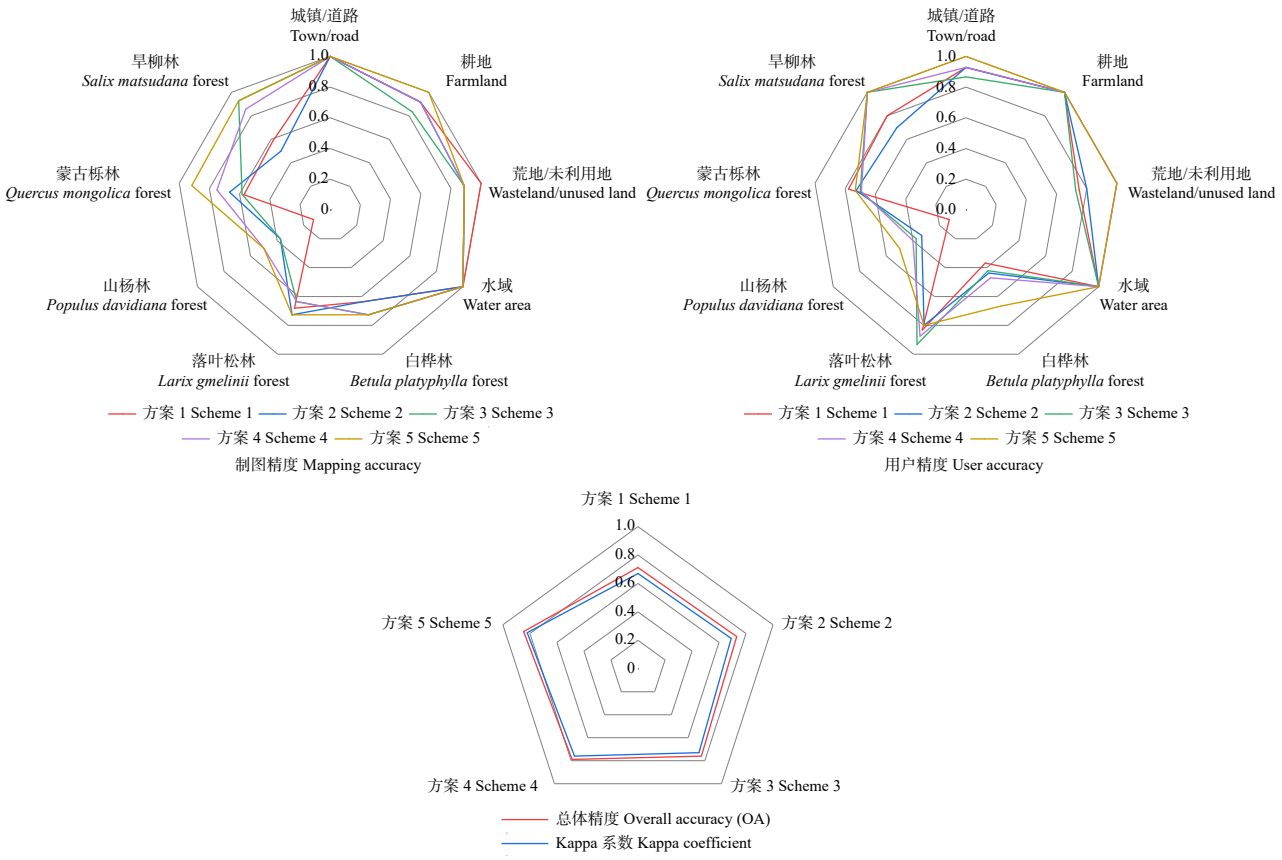


图 10 5 种方案分类精度对比

Fig. 10 Comparison of classification accuracy of 5 schemes

错分为白桦林，而方案 2 中的用户精度和制图精度均有明显上升，但其他树种表现仍然一般。加入地形变量后的方案 3 和方案 4 分类结果明显优于前两个方案，且各林分类型的分类精确度均有上升，主要表现在旱柳林和落叶松林上，证明坡度、坡向和海拔因子对这两种林分的区分度有较好的提升效果。相对于方案 3 而言，加入后向散射特征的方案 4 精度提升效果不大，分类结果图也相似，细微差别主要在白桦林和落叶松林上，推测是地形和后向散射变量具有很好的协同作用，二者协同表现效果更佳。而加入了时间序列特征的方案 5 是表现最好的分类方案，其 OA 达到 84.62%，Kappa 系数达 0.82，所有林分类型的分类精度均有所提升，尤其是蒙古栎林和山杨林在前 4 个方案中容易出现混分现象，而在方案 5 中得到了改善。

综上可知，5 种不同特征组合的分类结果中，综合使用时间序列光谱特征、地形特征和后向散射特征的方案 5 分类效果最好，OA 和 Kappa 系数最高，然后依次为方案 4、方案 3、方案 2 和方案 1。除荒地/未利用地在方案 1 中制图精度最高外，其余 8 个类型均为方案 5 最高；从用户精度来看，落叶松林在方案 3 中最高，蒙古栎林在方案 1 中最高，其余 7 个类型均为方案 5 最高。

4 讨 论

近年来，由于遥感数据时间和空间分辨率的提高和多传感器系统的结合的进步，绘制林分类型分布图的可能性大大增加[28]。然而，目前基于免费提供的多源时间序列遥感图像的林分类型制图研究仍不多见[29]。本文结合 Sentinel-2、Sentinel-1 及 SRTM DEM 3 种数据源提取光谱特征、后向散射特征、地形特征及时间序列特征 4 种不同类型的特征进行林分类型识别，结果发现，与仅使用光谱特征相比，多特征融合能有效改善林分类型识别精度，特别是时间序列特征，在提升分类结果准确度方面有着显著优势。

在光谱特征中，Sentinel-2 的短红外波段 B11 和 B12 在树种分类中重要性最高，这与黄翀等[13]基于 Sentinel-1 和 Sentinel-2 进行树种分类时得到的结论一致。基于此构造的植被指数也表现了很高的特征重要性，尤其是基于红边波段构造的红边归一化植被指数，这证明了使用植被指数进行林分类型识别的可行性和 Sentinel-2 红边波段对于林分类型识别的重要性。后向散射特征和地形特征的加入可以大大提高分类的准确度。由于雷达具有一定的穿透力，可获取植被表面信息和地表粗糙度等林分结构

信息，因此合成孔径雷达数据可以作为光学数据的有效补充用于林分类型识别。而地形特征用于林分类型分类研究已经十分常见[1−2]，因为山地森林植被类型的空间分布很大程度会受到地形的影响，在山地区域中，坡度不同则太阳入射角就不同，所接收的太阳辐射能就不同。而坡向不同则日照时间和辐射强度有所差异，降水、热量状况就会有很大差别。因此海拔、坡向、坡度等地形因子对山地森林的植被类型识别都有重要意义。时间序列特征的加入使绝大多数地物类型的分类准确度都有所上升，精度为所有方案中的最高，分类结果图也更加贴近现实分布情况，这与预期结果一致，也与其他学者的试验结果一致[30−31]，这体现了时间序列信息参与林分类型识别的优势和重要性。经过与实地调查数据比较发现，本研究中造成混分的区域属于两类树种的混交林，且树种组成比例相差不大，因此很容易造成混分，而时间序列特征的加入使混分现象得到了明显改善。将树种的生长习性和物候信息融入到分类特征中，能够有效增强不同林分间的可分性，弥补单独使用光谱特征在时间尺度上的不足，进而提高分类效果。许多学者的研究结果已经证明了时间序列特征在林分类型识别方面具有显著优势。Persson 等[21]在对瑞典森林中的 5 个优势树种类别进行分类时，得到的最重要的影像日期为春季和秋季，这与本研究得到的结论一致。薛朝辉等[32]根据 Landsat-8 和 Sentinel-2 两种数据源构建了 EVI 和 LSWI 两个植被指数的时间序列特征并对相应的物候信息进行提取用于对红树林的提取，总体精度高达 91.02%，Kappa 系数为 0.892，证明了时间序列信息和物候信息的重要性。董灵波等[33]在对 5 种森林类型进行分类时发现，加入植被指数时间序列特征的总体精度比光谱特征的制图精度提高了 14.3%，具有良好的识别精度和可信度。

不同的传感器在空间和时间分辨率以及收集的数据的属性方面各不相同，因此组合不同的传感器可以克服单个传感器的缺点，提供改进的分类结果[34]。本研究中，仅使用 Sentinel-2 的光谱特征进行分类的精度较低，随着逐步加入后向散射特征、地形特征和时间序列特征，OA 和 Kappa 系数不断提高，这证明多源传感器和多特征在林分类型识别方面具有优越性。但需要说明的是，本研究并未构造纹理特征用于林分类型分类，实际上使用 Sentinel-2 也可以进行纹理信息的提取和构造。且本研究的时间特征仅构造了树木生长季的月度合成影像，而其他时间序列特征如谐波特征[35]、光谱分位数特征[36]等在树种分类领域的应用也已被探索。此外，本研究仅使用随机森林分类器进行了分类，如何结合多种分类器取长补短，或使用深度学习分类器进行混交林树种的精细区分仍然是值得探讨的问题。

5　结　　论

本研究以内蒙古呼伦贝尔市巴林林场为例，使用 GEE 云平台基于 Sentinel-2、Sentinel-1 和 STRM 3 种遥感数据提取了光谱特征、后向散射特征、地形特征和时间序列特征 4 种特征变量进行林分类型识别，并对使用到的特征进行特征重要性进行评估，得到结论如下。

（1）在基于 Sentinel-2 提取的光谱特征和时间序列光谱特征中，短红外波段 B11 和 B12 表现出最高的特征重要性，在基于此构建的植被指数中，增强植被指数 EVI 和红边植被指数具有最高重要性。

（2）基于 Sentinel-1 提取的后向散射特征 VV 和 VH 以及基于 SRTM 提取的地形特征海拔、坡度和坡向，在所有分类方案中的重要性均排名前 30%，可作为树种分类研究的有效特征参与分类。

（3）时间序列特征的构建对于提高林分类型分类精度具有显著效果，OA 和 Kappa 值均为 5 个方案中的最高值，分别为 84.62% 和 0.82。其中 4 月份和 10 月份为有效区分林分种类最重要的时间节点。

参　考　文　献

[1] Ma M, Liu J, Liu M, et al. Tree species classification based on Sentinel-2 imagery and random forest classifier in the eastern regions of the Qilian Mountains[J/OL]. Forests, 2021, 12(12): 1736[2023−03−12]. https://www.mdpi.com/1999-4907/12/12/1736.

[2] Hocio A , Lewandowska A . Mapping forest type and tree species on a regional scale using multi-temporal Sentinel-2 data[J/OL]. Remote Sensing, 2019, 11(8): 929[2023−03−13]. https://www.mdpi.com/2072-4292/11/8/929.

[3] Abdi A M. Land cover and land use classification performance of machine learning algorithms in a boreal landscape using Sentinel-2 data[J]. GIScience & Remote Sensing, 2020, 57(1): 1−20.

[4] Halder A, Ghosh A, Ghosh S. Supervised and unsupervised landuse map generation from remotely sensed images using ant based systems[J]. Applied Soft Computing, 2011, 11(8): 5770−5781.

[5] Niemeyer J, Rottensteiner F, Soergel U. Contextual classification of lidar data and building object detection in urban areas[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2014, 87: 152−165.

[6] Lim J, Kim K M, Kim E H, et al. Machine learning for tree species classification using Sentinel-2 spectral information, crown texture, and environmental variables[J/OL]. Remote Sensing, 2020, 12(12): 2049[2023−03−12]. https://www.mdpi.com/2072-

4292/12/12/2049.

[7] Lim J, Kim K, Jin R. Tree species classification using hyperion and Sentinel-2 data with machine learning in South Korea and China[J/OL]. ISPRS International Journal of Geo-Information, 2019, 8(3): 150[2023−03−13]. https://www.mdpi.com/2220-9964/8/3/150.

[8] Dostálová A, Wagner W, Milenkovic M, et al. Annual seasonality in Sentinel-1 signal for forest mapping and forest type classification[J]. International Journal of Remote Sensing, 2018, 39(21−22): 7738−7760.

[9] Da S, Soares G L, Del'Arco S, et al. Use of MSI/Sentinel-2 and airborne LiDAR data for mapping vegetation and studying the relationships with soil attributes in the Brazilian semi-arid region[J]. International Journal of Applied Earth Observation & Geoinformation, 2018, 73: 179−190.

[10] Sánchez-Espinosa A, Schröder C. Land use and land cover mapping in wetlands one step closer to the ground: Sentinel-2 versus Landsat 8[J]. Journal of Environmental Management, 2019, 247: 484−498.

[11] Chaves M, Picoli M, Sanches I. Recent applications of Landsat 8/OLI and Sentinel-2/MSI for land use and land cover mapping: a systematic review[J/OL]. Remote Sensing, 2020, 12: 3062 [2023−03−13]. https://www.mdpi.com/2072-4292/12/18/3062.

[12] Mngadi M, Odindi J, Peerbhay K, et al. Examining the effectiveness of Sentinel-1 and 2 imagery for commercial forest species mapping[J]. Geocarto International, 2021, 36(1): 1−12.

[13] 黄翀, 张晨晨, 刘庆生, 等. 结合光学与雷达影像多特征的热带典型人工林树种精细识别 [J]. 林业科学, 2021, 57(7): 80−91.
Huang C, Zhang C C, Liu Q S, et al. Multi-feature classification of optical and SAR remote sensing images for typical tropical plantation species[J]. Scientia Silvae Sinicae, 2021, 57(7): 80−91.

[14] Li N, Lu D, Wu M, et al. Coastal wetland classification with multiseasonal high-spatial resolution satellite imagery[J]. International Journal of Remote Sensing, 2018, 39(23): 8963−8983.

[15] 程丽娜, 钟才荣, 李晓燕, 等. Sentinel-2 密集时间序列数据和 Google Earth Engine 的潮间带湿地快速自动分类 [J]. 遥感学报, 2022, 26(2): 348−357.
Cheng L N, Zhong C R, Li X Y, et al. Rapid and automatic classification of intertidal wetlands based on intensive time series Sentinel-2 images and Google Earth Engine[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2022, 26(2): 348−357.

[16] Leckie D G, Gougeon F, Mcqueen R, et al. Production of a large-Area individual tree species map for forest inventory in a complex forest setting and lessons learned[J]. Canadian Journal of Remote Sensing, 2017, 43(2): 140−167.

[17] Wang M, Li M, Wang F, et al. Exploring the optimal feature combination of tree species classification by fusing multi-feature and multi-temporal Sentinel-2 data in Changbai Mountain[J/OL]. Forests, 2022, 13(7): 1058[2023−03−12]. https://www.mdpi.com/1999-4907/13/7/1058.

[18] Rüetschi M, Schaepman M E, Small D. Using multitemporal Sentinel-1 C-band backscatter to monitor phenology and classify deciduous and coniferous forests in northern Switzerland[J/OL]. Remote Sensing, 2018, 10(1): 55[2023−03−12]. https://www.mdpi.com/2072-4292/10/1/55/htm.

[19] Cai Y, Guan K, Jian P, et al. A high-performance and in-season classification system of field-level crop types using time-series Landsat data and a machine learning approach[J]. Remote Sensing of Environment, 2018, 210: 35−47.

[20] Xuan F, Dong Y, Li J Y, et al. Mapping crop type in Northeast China during 2013–2021 using automatic sampling and tile-based image classification[J/OL]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2023, 117, 103178[2023−03−12]. https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1569843222003661.

[21] Persson M, Lindberg E, Reese H. Tree species classification with multi-temporal Sentinel-2 Data[J/OL]. Remote Sensing, 2018, 10(11): 1794[2023−03−12]. https://www.mdpi.com/2072-4292/10/11/1794.

[22] Xi Y, Ren C, Tian Q, et al. Exploitation of time series Sentinel-2 data and different machine learning algorithms for detailed tree species classification[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2021, 14: 7589−7603.

[23] 张磊, 宫兆宁, 王启为, 等. Sentinel-2 影像多特征优选的黄河三角洲湿地信息提取 [J]. 遥感学报, 2019, 23(2): 313−326.
Zhang L, Gong Z N, Wang Q W, et al. Wetland mapping of Yellow River Delta Wetlands based on multi-feature optimization of Sentinel-2 images[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2019, 23(2): 313−326.

[24] 李斌, 李崇贵, 李煜. 基于 Sentinel-2 数据的塞罕坝机械林场落叶松人工林提取 [J]. 林业资源管理, 2021, (2): 117−123.
Li B, Li C G, Li Y. Research on larch extraction in Saihanba Mechanical Forest Farm based on Sentinel-2 Data[J]. Forestry Resource Management, 2021, (2): 117−123.

[25] Waser L T, Rüetschi M, Psomas A, et al. Mapping dominant leaf type based on combined Sentinel-1/-2 data-Challenges for mountainous countries[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2021, 180: 209−226.

[26] Grabska E, Hostert P, Pflugmacher D, et al. Forest stand species mapping using the Sentinel-2 time series[J/OL]. Remote Sensing, 2019, 11(10): 1197[2023−03−12]. https://www.mdpi.com/2072-4292/11/10/1197.

[27] Pham L H, Pham L T H, Dang T D, et al. Application of Sentinel-1 data in mapping land-use and land cover in a complex seasonal landscape: a case study in coastal area of Vietnamese Mekong Delta[J]. Geocarto International, 2022, 37(13): 3743–3760.

[28] Kristian S B, Thomas N, Rasmus F. Classification of nemoral forests withfusion of multi-temporal Sentinel-1 and 2 data[J/OL]. Remote Sensing, 2021, 13(5): 950[2023−03−13]. https://www.mdpi.com/2072-4292/13/5/950.

[29] Liu Y N, Gong W S, Hu X Y, et al. Forest type identification with random forest using Sentinel-1A, Sentinel-2A, multi-temporal

Landsat-8 and DEM data[J/OL]. Remote Sensing, 2018, 10(6): 946[2023−03−12]. https://www.mdpi.com/2072-4292/10/6/946.

[30] Luo C, Liu H, Lu L, et al. Monthly composites from Sentinel-1 and Sentinel-2 images for regional major crop mapping with Google Earth Engine[J]. Journal of Integrative Agriculture, 2021, 20(7): 1944−1957.

[31] Kollert A, Bremer M, Loew M, et al. Exploring the potential of land surface phenology and seasonal cloud free composites of one year of Sentinel-2 imagery for tree species mapping in a mountainous region[J/OL]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2021, 94: 102208[2023−03−12]. https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0303243420304 61X.

[32] 薛朝辉, 钱思羽. 融合 Landsat 8 与 Sentinel-2 数据的红树林物候信息提取与分类 [J]. 遥感学报, 2022, 26(6): 1121−1142.
Xue Z H, Qian S Y. Fusion of Landsat 8 and Sentinel-2 data for mangrove phenology information extraction and classification[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2022, 26(6): 1121−1142.

[33] 董灵波, 梁凯富, 张一帆, 等. 基于 Landsat 8 时间序列数据的翠岗林场森林类型划分 [J]. 应用生态学报, 2022, 33(9): 2339−2346.
Dong L B, Liang K F, Zhang Y F, et al. Classification of forest types in Cuigang Forest Farm based on time series data of Landsat 8[J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2022, 33(9): 2339−2346.

[34] Poortinga A, Tenneson K, Shapiro A, et al. Mapping plantations in Myanmar by fusing Landsat-8, Sentinel-2 and Sentinel-1 data along with systematic error quantification[J/OL]. Remote Sensing, 2019, 11(7): 831[2023−03−12]. https://www.mdpi.com/2072-4292/11/7/831.

[35] Cheng K, Wang J. Forest type classification based on integrated spectral-spatial-temporal features and random forest algorithm-a case study in the Qinling mountains[J/OL]. Forests, 2019, 10(7): 559[2023−03−12]. https://www.mdpi.com/1999-4907/10/7/559.

[36] Nasiri V, Deljouei A, Moradi F, et al. Land use and land cover mapping using Sentinel-2, Landsat-8 satellite images, and google earth engine: a comparison of two composition methods[J/OL]. Remote Sensing, 2022, 14(9): 1977[2023−03−13]. https://www.mdpi.com/2072-4292/14/9/1977.

（责任编辑　孟　瑶
责任编委　惠刚盈）