

doi: 10.6046/zrzyyg.2022016

引用格式: 吴玉鑫,王卷乐,韩保民,等. 基于时空谱特征的墨脱县森林分类方法与实现[J]. 自然资源遥感,2023,35(1):180-188. (Wu Y X, Wang J L, Han B M, et al. Forest classification for Motuo County: A method based on spatio-temporal-spectral characteristics[J]. Remote Sensing for Natural Resources, 2023, 35(1): 180-188.)

基于时空谱特征的墨脱县森林分类方法与实现

吴玉鑫^{1,2}, 王卷乐^{2,4}, 韩保民¹, 严欣荣^{2,3}

(1. 山东理工大学建筑工程学院, 淄博 255000; 2. 中国科学院地理科学与资源研究所资源与环境信息系统国家重点实验室, 北京 100101; 3. 中国科学院大学, 北京 100049; 4. 江苏省地理信息资源开发与利用协同创新中心, 南京 210023)

摘要: 西藏森林面积位居全国前列, 该地区的森林资源具有重要的水源涵养和生态服务功能, 评估其森林自然资源资产具有重要的意义。现有的森林覆盖产品及统计数据无法满足本区域森林自然资源资产评估的需要, 因此需探索适用于本区域森林精细分类方法。该文以西藏墨脱县为研究区, 基于 Google Earth Engine (GEE) 云计算平台, 利用 2015 年和 2020 年的 Landsat8 遥感影像, 结合野外调查数据和基础地理数据, 构建时间、空间、光谱及辅助特征集, 采用随机森林算法 (random forest, RF) 和分类回归树算法 (classification and regression tree, CART) 进行森林分类。对 2 种算法得到的结果进行精度评价表明, 利用 RF 算法得到的 2015 年和 2020 年森林分类数据的精度相对较高, 总体分类精度分别为 0.88 和 0.87, Kappa 系数均大于 0.8。对森林分类结果进行面积及时空特征的分析, 结果表明: ①2015 年墨脱县的森林总面积为 3.4 万 km², 森林覆盖率达到了 84.63%, 与之相比 2020 年森林总面积减少了 2%; ②墨脱县森林资源主要以阔叶林为主, 2015 年和 2020 年阔叶林面积分别占总森林面积的 72.27% 和 75.37%, 主要分布在雅鲁藏布江大峡谷及低海拔地区。针叶林面积分别占森林总面积的 25.96% 和 23.19%, 主要分布在南迦巴瓦峰和加拉白垒峰等高海拔地区。通过构建时空谱分类方法, 获得了墨脱县森林 2015 和 2020 年的时空分布认知, 研究可以为 SDGs 森林覆盖率具体指标的解算提供方法参考, 也可以弥补小区域森林数据缺失的问题, 获得的监测数据将能够为本区域自然资产评估和生态功能评价提供数据支持。

关键词: 森林分类; 时空谱特征; 随机森林; 分类回归树; 墨脱县

中图法分类号: S 771.8 **文献标志码:** A **文章编号:** 2097-035X(2023)01-0180-09

0 引言

森林资源是陆地生态系统的主体^[1], 在环境保护中发挥着巨大的保障作用。习近平总书记强调, 要把生态文明建设摆在更加突出的位置, 守护好高原的生灵草木、万水千山, 把青藏高原打造成为全国乃至国际生态文明高地。西藏自治区地形复杂多样, 平均海拔在 4 000 m 以上, 进行野外实地调查困难。根据第九次全国森林资源清查结果, 西藏森林面积在各省中排名第五^[2]。墨脱县是西藏自治区中森林资源较为丰富的地区, 森林资源资产负债表可以反映出特定时间段下墨脱县森林资源资产状况, 厘清特定时期内森林资源的存量及变化情况, 将有助于国家对该地区森林资源可持续发展做出科学

合理的决策。森林资源统计数据是进行森林资源资产负债表编制的基础, 而相关部门关于墨脱县的森林统计数据较少, 现有的遥感数据产品也无法满足负债表编制的数据要求, 且墨脱县地形复杂, 实地野外调查困难, 因此需要进行数据获取新方法的探索研究。

随着中高分辨率遥感对地观测系统实现对陆地表面的实时、动态观测, 这使得基于遥感数据的森林信息提取与建模迅速发展, 形成了多套全球尺度的森林覆盖产品。如马里兰大学的 Global Forest Watch 在线全球森林变化网站^[3], 可以提供 2000 年以来的全球森林覆盖变化数据, 为全球森林监测提供了有力的工具。但是, 由于其从全球尺度出发, 在中国区域应用时存在明显的分类不一致问题; 此外, 其描述的是全球森林的变化, 在森林类型方面并没有进行细分, 这也限制了其应用价值。日本航天

收稿日期: 2022-01-12; 修订日期: 2022-03-17

基金项目: 中国科学院战略先导科技专项 (A 类) “大数据驱动的‘美丽中国’全景评价与决策支持” (编号: XDA19040501) 及中国工程科技知识中心建设项目“防灾减灾知识服务系统” (编号: CKCEST-2021-2-18) 共同资助。

第一作者: 吴玉鑫 (1997-), 女, 硕士研究生, 主要从事森林资源与遥感应用研究。Email: wuyx@lreis.ac.cn。

通信作者: 王卷乐 (1976-), 男, 博士, 研究员, 主要从事资源环境科学数据集成与共享研究。Email: wangjl@igsrr.ac.cn。

局也发布了全球森林/非森林覆盖产品^[4],其空间分辨率达到了 25 m,为全球森林空间分布特征的确 定等提供了科学参考。但是,其分类体系依然划分 单一,存在没有对森林类型进行细分的缺陷。陈军 等生产的 GlobeLand30 全球土地覆盖产品^[5]的分类 体系也没有对森林类型进行进一步划分,林地的 划分依然较粗,森林子集部分仅包含一种类型。欧 空局的全球土地覆盖产品对森林类型进行了详细的 划分^[6],但是其空间分辨率为 300 m,难以满足区域 尺度上对各种森林类型的精细化管理。清华大学全 球土地覆盖数据^[7]目前有 2010 年、2015 年与 2017 年 3 期,但该数据集从全球尺度出发,在降尺度到中 国区域应用时,存在着一些缺陷。另外,中国 2010 年 30 m 分辨率森林图利用 Landsat 和 MODIS 影像,

通过计算光谱特征、EVI 时间序列和地形特征等,将 林区分为常绿阔叶林、落叶阔叶林、常绿针叶林、落 叶针叶林、混交林和竹林 6 种类型,但是该数据集只 有 2010 年的分类数据^[8],不能满足当前对森林的可 持续管理数据需求。当前利用遥感数据生产的森林 覆盖产品中都无法满足墨脱县森林分类数据的需 求,而现有的统计数据《林芝地区统计年鉴》(2015) 中只有 1986—2014 年林芝整个地区的林业生产情 况和墨脱县的林业产值总数据^[9],缺少 2015 年墨脱 县的县级林业生产情况,2015 年作为后续进行森林 资源资产负债表编制的起始年,也无法从该年鉴中 获取到当年相应的森林分类数据。表 1 总结了当前 主流的包含中国墨脱区域的一些常用的土地覆盖产 品、森林专题覆盖产品与统计数据产品。

表 1 主要土地覆盖产品、森林覆盖专题产品和统计数据产品

Tab.1 Main land cover products, forest cover thematic products and statistical data products				
森林数据集	空间分 辨率/m	时间分辨率	对森林的分类	无法满足自然资源资产评价的原因
Global Forest Watch	30	树木覆盖: 2000 年/2010 年 树木增加: 2000—2012 年 树木减少: 2000—2017 年	常绿针叶林、常绿阔叶林、落叶 针叶林、落叶阔叶林与混交林	从全球尺度出发,在中国区域应用时 存在明显的分类不一致
PALSAR - 2/PALSAR forest /Non - Forest Map	25	2007—2010 年	森林	其分类体系依然存在划分单一,存在 没有对森林类型进行细分
GlobeLand30	30	2000 年/2010 年/2020 年	森林	其对林地的划分依然较粗,森林子集 部分仅包含一种类型
GlobCover	300	1992—2015 年	常绿针叶林、常绿阔叶林、落叶 针叶林、落叶阔叶林与混交林	空间分辨率太大,无法各种森林类型 的精细化管理
FROM - GLC	30	2010 年/2015 年/2017 年	林地	没有对森林类型进行细分,中国区域 应用时,存在着一些缺陷
Forest Map for China	30	2010 年	常绿针叶林、常绿阔叶林、落叶 针叶林、落叶阔叶林与混交林	与所需年份时间不同
《林芝地区统计年鉴》 (2015 年)		1986—2014 年	林芝地区的林业生产情况、墨脱 县林业产值总数据	缺少县级的森林统计数据

随着技术的发展,谷歌云计算平台 (Google Earth Engine,GEE) 可以通过编程方式获取所需的 遥感影像和地形数据,已成为遥感数据处理和结果 分析的云端计算平台,大大提高了数据处理效率^[10]。徐晗泽宇等^[11]基于 GEE 平台,利用 Landsat 影像对赣南地区进行了柑橘果园的提取。Wang 等^[12]在 GEE 平台上基于像素和物候的制图算法绘 制了 1984—2010 年红杉林分布图,并对红衫入侵草 原的轨迹进行了追踪。GEE 平台在野火监测^[13]、水 体提取^[14]、稻田分布^[15]、城市扩张^[16]、森林类型提 取^[17]、土地利用类型^[18]等领域都有很好的应用。 应用机器学习进行遥感信息提取与分类在近几年已 经发展成为了遥感领域的一个重要的研究方向^[19-22],且很多研究表明,机器学习算法分类精度 更高^[22-26]。在森林信息提取方面,比较常用的主要 包括随机森林算法 (random forest, RF)、分类回归树

算法 (classification and regression tree, CART)、支持 向量机算法 (support vector machine, SVM) 和 K 最邻 近算法 (K - nearest neighbor, KNN), 如 Vega 等^[27] 比较了 RF, SVM 和 KNN 算法在安第斯山区划分森 林类型的精度,结果显示 SVM 与 RF 在划分森林与 灌木类型方面并没有表现出明显的区别,但 2 种方 法均明显优于 KNN 算法。Liu 等^[28]利用面向对象 的 RF 算法,成功的划分出了武汉市 8 种森林类型。 Wang 等^[29]同样采用了 RF 算法,比较了多种不同类 型的数据在提取红树林方面的精度。

森林资源资产负债表的编制需要森林资源面 积、林地价格、森林蓄积量等数据。本文研究的目 的是通过 GEE 并结合大数据手段进行墨脱县森林资 源的分类,探索创新森林资源资产负债表编制所需 数据的获取方法,获取森林资源分类面积数据,为全 国类似数据匮乏地区进行负债表编制提供方法参

考。本文将基于多源遥感影像和地形数据,构建森林分类的光谱、纹理及地形辅助等特征集,采用机器学习算法得到墨脱县 2015 年和 2020 年森林类型分布数据,并对森林分类结果进行评价和分析。

1 研究区概况及数据源

1.1 研究区概况

墨脱县位于西藏东南部,地处雅鲁藏布江下游,东邻察隅县,南与印度交界(部分区域在藏南地区),西接米林县、隆子县、错那县,北连波密县、巴宜区。介于 93°45′~96°05′E,27°33′~29°55′N 之间,总面积 3.4 万 km²。墨脱县属喜马拉雅山东侧亚热带湿润气候区,四季如春,雨量充沛。墨脱气候与中国华南沿海的气候比较相似,巨大的海拔高差,使墨脱县有中国最完整的山地垂直气候带谱,同时具有热带、亚热带、高山温带、高山寒带等立体气候。墨脱县植物种类繁多、植被结构复杂,在 40 km 的水平距离内,从高山寒带植物到热带植物几乎都能生长,原始森林类型众多,有常绿阔叶林、针阔叶混交林、暗针叶林等。生长着樟木、楠木、乌木、铁木、红豆杉和桫欏等 80 多种国家级重点保护珍稀植物^[30]。

1.2 数据源

本文利用的数据主要有墨脱县遥感数据、30 m 空间分辨率的 DEM 数据、行政区划数据、地表覆盖产品数据集以及野外调查数据。其中来自 GEE 平台的 Landsat8 遥感影像作为基础数据,数字地形高程模型 DEM、行政区划数据、中国 2010 年 30 m 空间分辨率森林地图等作为辅助数据,2021 年 4 月底对墨脱县进行实地野外考察,所得的具有经纬度位置、海拔高度、土地覆盖二级类型等属性的 14 个野外样本点数据作为森林遥感分类的参考和验证数据之一。本研究还参考全球土地覆盖数据以及 Google Earth,结合野外考察数据选择了 225 个非森林样点、262 个针叶林样点、384 个阔叶林样点以及 68 个针阔混交林样点作为分类的样本点数据集。

2 研究方法

2.1 森林分类体系

根据森林资源资产负债表编制需要,构建墨脱县森林类型分类体系。一级分类分为森林与非森林;再对一级分类中的林地进一步划分为针叶林、阔叶林和针阔混交林作为森林二级分类。

2.2 研究方法

在 GEE 平台根据需求完成 2015 年和 2020 年 2 期生长季的 Landsat8 遥感影像的筛选,并对少数云层覆盖区进行去云处理,利用墨脱县的行政区划矢量数据对影像进行裁剪。之后根据墨脱县森林资源的分布特征,并结合地形数据构建光谱、地形等分类特征。在 Google Earth 以及中国 2010 年 30 m 空间分辨率森林地图中完成样本点的选择,结合野外实地考察数据,形成样本点数据集,利用 RF 和 CART 算法对墨脱县进行森林资源的分类,得到 2015 年和 2020 年的二级森林分类数据,之后对森林分类结果进行分析。分类技术流程如图 1 所示。

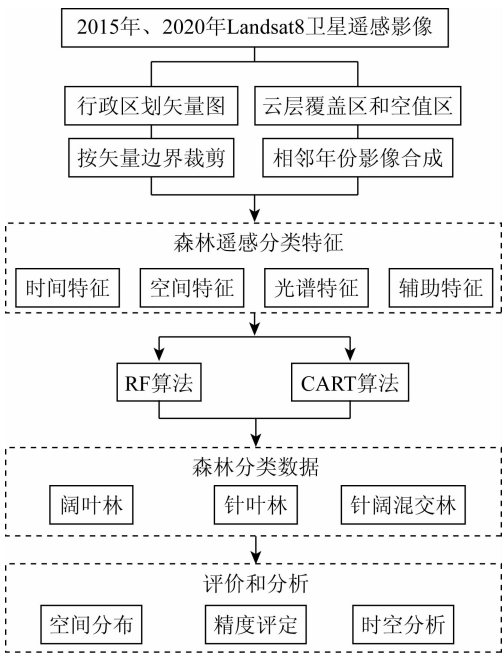


图 1 基于 GEE 平台的森林分类流程

Fig. 1 Forest classification process based on GEE platform

1) 预处理。基于 GEE 遥感大数据云平台,选取 2015 年和 2020 年森林植被生长期且云量小于 5% 的 Landsat8 卫星遥感影像,空间分辨率为 30 m,利用行政区划矢量图对选择的影像进行裁剪,得到墨脱县的实验基础影像。对云层覆盖区进行去云处理后会 出现影像空值地区。针对此空值问题,选择与目标年相近前后各一年的影像进行合成,填补信息缺失部分,提高影像质量,为之后的分类工作奠定基础。

2) 特征集建立。本研究中主要建立时间、空间、光谱以及辅助特征集。

时间特征:进行影像预处理时,由于以上去云处理中出现有影像空值问题,需要选择目标年份相邻年份的影像与目标影像进行合成,填补影像空缺部分。因此将进行影像筛选及预处理时存在的时间选择问题作为时间特征。

空间特征：以获取影像森林类型分类的纹理特征为主,建立空间特征集。纹理特征能够反映图像灰度模式的空间分布,兼顾了图像的宏观结构与微观结构^[31]。灰度共生矩阵是提取纹理特征最常用的方法,通过计算相对位置固定的像素对的灰度频率来提取纹理^[32],通过灰度共生矩阵可以计算出很多反映纹理特征的指标。经查阅文献,选取了对遥感分析效果最为明显的 4 种纹理特征参数为:对比度 (contrast ratio, CON)、相关性 (correlation, COR)、熵 (entropy, ENT) 和方差 (variance, VAR)^[33]。CON 反映影像中局部变化情况,体现影像的清晰程度和纹理的沟纹深浅; COR 主要强调不同方向影像灰度的相似程度,其值大小反映了图像中局部灰度的相关性; ENT 度量遥感纹理的随机性,反映了其随机变化程度; VAR 用于反映像元值与均值的偏差。不同森林类型的纹理特征存在差异,阔叶林纹理尺度较大,而针叶林纹理尺度较小,利用纹理特征可以对针、阔叶林进行区分。

光谱特征：确定的影响森林类型分类的光谱特征主要包括可见光波段中的蓝 (blue)、绿 (green)、红 (red)、近红外 (near infrared, NIR)、归一化植被指数 (normalized difference vegetation index, NDVI)、增强植被指数 (enhanced vegetation index, EVI)、归一化水体指数 (normalized difference water index, NDWI) 与修正型土壤调节指数 (modified soil adjusted vegetation index, MSAVI)。其中 NDVI, EVI 及 MSAVI 属于传统的植被指数,在前人的很多研究中都得到了应用,且也证明在森林植被提取中可以发挥较大的作用。NDVI 植被指数在不同地物中的分类应用效果较好,能够较好地地区分植被与非植被,可应用于本研究的林地与非林地覆盖区的区分。EVI 指数对土壤和气溶胶的影响更不敏感,在植被覆盖度高的地区也更不易饱和。

辅助特征：青藏高原地区海拔高,特别是墨脱所在的藏东南地区,地形起伏大,坡度信息对于森林的分类具有重要作用。因此,在特征集中增加 DEM 数据提供的地表高程 (elevation)、坡度 (slope) 与坡向 (aspect) 等信息作为辅助特征。汇总见表 2。

表 2 森林遥感分类的特征集

Tab. 2 Feature set of forest remote sensing classification	
类型	指标
时间特征	目标年份相邻年份同一时期的影像选择
空间特征	con, cor, ent, var
光谱特征	blue, green, red, NIR, NDVI, EVI, NDWI, MSAVI
辅助特征	elevation, aspect, slope

3) 分类方法。RF 算法是机器学习中的一种常

用方法,是基于决策树的集成算法^[34]。RF 的分类过程大致可以分为以下 3 个部分:首先从原始数据集中随机抽取若干子集并进行替换,不同子数据集的元素可以重复,同一子集的元素也可以重复;其次,通过每一个子数据集建立一个子决策树,并输出一个分类结果;最后得到所有子决策树的输出结果,并输出一个大多数决策树的分类结果,即最终分类结果。

CART 是一种可用于分类或回归预测建模问题的决策树算法。CART 算法对输入数据无任何统计分布的假设要求,能够清晰快速地判断出变量对于分类的影响程度,方法简便容易实现^[35]。

4) 精度评价。精度评价指标有总体精度和 Kappa 系数,这些精度指标从不同的侧面反映了图像分类的精度。它是通过将每个实测像元的位置和分类与分类图像中的相应位置和分类相比较计算的。总体分类精度表示每个随机样本所分类的结果与参考数据所对应区域的实际类型相一致的概率; Kappa 系数评估了分类与随机分配值相比的表现。

3 结果与分析

3.1 精度评价

在 GEE 中完成森林分类后对其进行精度评价,评价结果见表 3。由表 3 可知,通过 RF 算法得到的 2 期森林分类结果总体精度分别为 88.24% 和 87.43%,而通过 CART 算法得到的分类结果精度相对低一些,分别为 81.59% 和 82.38%。2 种算法得到的结果其 Kappa 系数均大于 0.7,且 RF 算法得到的结果 Kappa 系数都超过了 0.8。通过精度评价结果可以看出,采用 RF 算法得到的墨脱县森林分类结果精度相对高一些。结合野外实地考察数据、高分一号影像、谷歌影像等选取了 551 个验证点作为验证数据 (其中包括利用格网创建生成的 487 个规则点、50 个随机点以及 14 个野外考察样点),对分类结果进行了总体精度评价,分类的总体精度为 71.43%。

表 3 基于 GEE 的墨脱县森林资源遥感分类精度评价
Tab. 3 GEE - based remote sensing classification accuracy evaluation of Forest resources in Motuo County

类别	2015 年		2020 年	
	RF 算法	CART 算法	RF 算法	CART 算法
总体精度	0.88	0.82	0.87	0.82
Kappa 系数	0.83	0.74	0.81	0.74

3.2 分类结果

将 GEE 中的森林分类结果导入到 ArcGIS 中,并对森林分类结果进行重编码以及显示符号系统处

理,得到墨脱县 2015 年和 2020 年森林空间分布如图 2 所示。图中(a)(b)为利用 RF 算法得到的森林分类,(c)(d)为利用 CART 算法得到的分类结果。从整体看,墨脱县的森林覆盖呈现南部、中部丰富密集,西北、东北高山地区稀疏量少的特点。

由图 2 中也可看出,墨脱县的森林类型以阔叶林为主,主要分布在南部及中部的雅鲁藏布江大峡谷及低海拔地区,针叶林主要分布在南迦巴瓦峰和加拉白垒峰等高海拔地区。

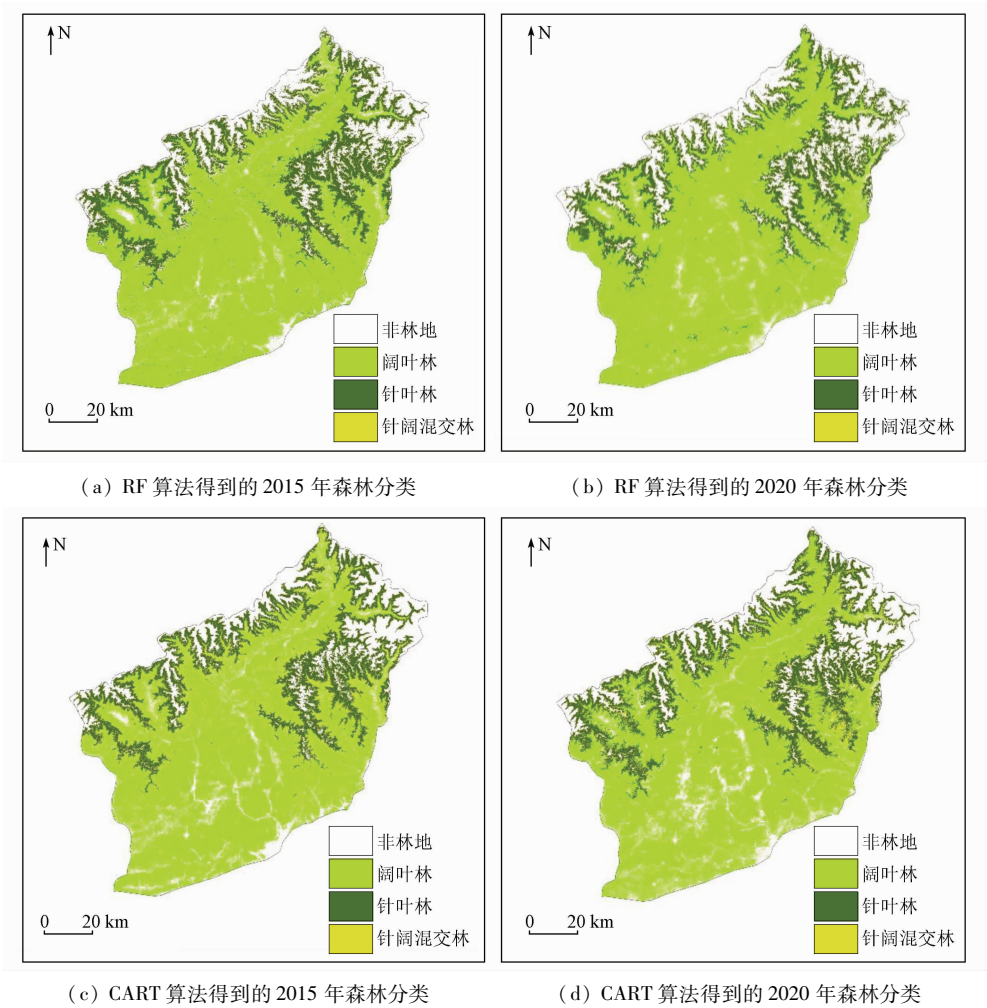


图 2 2015 年、2020 年墨脱县森林分布

Fig. 2 Forest distribution in Motuo County in 2015 and 2020

由精度评价结果可知,利用 RF 算法得到的森林分类结果精度较高,因此,后文只对采用 RF 算法得到的森林分类结果数据进行详细的分析。在 Arc-GIS 中对分类结果进行计算得到墨脱县森林总面积以及各森林类型的面积,如表 4 所示。从表 4 中可以看出,与 2015 年相比,2020 年森林总面积减少了 2%,针叶林和针阔混交林分别减少了 12.46% 和 18.1%,而阔叶林的面积增长了 2.14%。2015 年和 2020 年阔叶林面积分别占总森林面积的 72.27% 和 75.37%,针叶林面积分别占森林总面积的 25.96% 和 23.19%。对分类结果进行进一步计算森林覆盖率得到,2015 年和 2020 年墨脱县的森林覆盖率分别为 84.63% 和 82.94%,远高于我国总体的森林覆盖率^[2]。

表 4 2015 年、2020 年墨脱县森林资源
Tab. 4 Forest resources in Motuo County in 2015 and 2020

森林资源	2015 年/km ²	2020 年/km ²	变化量/km ²	变化率/%
针叶林	7 470.08	6 539.40	-930.68	-12.46
阔叶林	20 794.67	21 240.65	445.98	2.14
针阔混交林	510.35	418.00	-92.35	-18.10

3.3 时空分析

图 2 的(a)(b)可以反映出墨脱县森林资源的大体分布情况,但是其森林内部以及与非林地之间是否发生了变化无法从图 2 中得到。因此基于 2015 年和 2020 年 2 期的森林分类结果,利用空间统计和数据分析方法得到墨脱县的森林分布特征,得到了森林资源内部以及非林地之间的变化如图 3 所示。由图 3 可见,阔叶林、针叶林、针阔混交林以及其非林地之间都或多或少发生了转换,针叶林转

为非林地的地区相对主要分布在墨脱县的西北以及东北部的高海拔山峰附近,阔叶林转为非林地的部分主要分布在中部以及南部相对平坦且海拔低的地区。

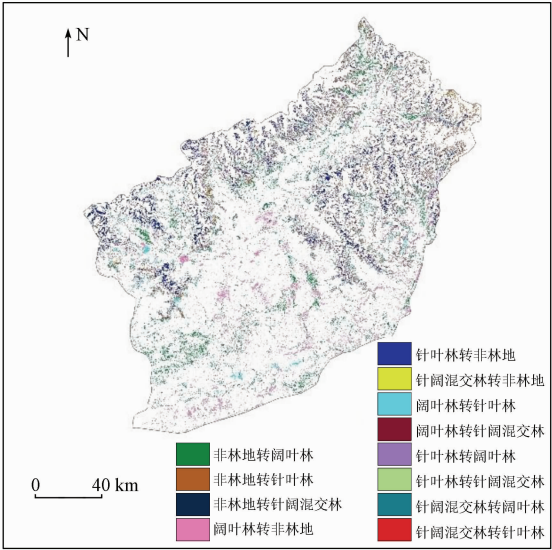


图 3 森林内部及非林地变化图

Fig.3 Changes in forest interior and non – forest land

基于分类结果进一步对森林内部和非林地之间进行转移矩阵计算,得到 2015—2020 年墨脱县森林资源类型转移矩阵如表 5 所示。从表中可以发现,林地与非林地以及林地内部之间的变化相对比较明显,2015—2020 年期间,大约有 2 487 km² 的非林地转化为林地,约占非林地的 6.33%,林地转化为非林地的面积约为 3 064 km²。

表 5 2015—2020 年墨脱县森林资源类型转移矩阵

Tab.5 Forest resource type transfer matrix

of Motuo County from 2015 to 2020 (km²)

森林类型	针叶林	阔叶林	针阔混交林	非林地
针叶林	5 106.60	532.91	126.34	1 704.24
阔叶林	336.6	318 983.02	164.75	1 310.26
针阔混交林	202.13	159.98	98.36	49.88
非林地	894.04	1 564.74	28.55	3826.65

4 讨论

4.1 方法分析

机器学习算法在遥感影像分类中已经得到了广泛的应用,并取得了较好的分类效果。由于机器学习中的非参数类算法拥有在通常情况下对数据的分布不做任何要求,可以对高维、复杂的数据进行建模,对于多分类系统具有很强的适应性等特点,使其相较传统的参数分类方法具有更好的性能。RF 算法在进行分类时有较高的准确率,具有集合多分类

器的特点,能够解决分类与回归两种类型的问题,在分类过程中可以有效避免数据特征之间的过拟合问题,与其他分类方法相比有明显的优势,且可以快速地对数据量较大的数据集处理^[36]。当存在分类不平衡的情况时,能提供平衡数据集误差的有效方法,但是在噪声较大的分类或者回归问题上会过拟合。CART 算法基本不需要预处理,不需要提前归一化和处理缺失值,既可以处理离散值也可以处理连续值,对于异常点的容错能力好,但在做特征选择的时候都是选择最优的一个特征来做分类决策,且容易过拟合,导致泛化能力不强,如果样本发生一点点的改动,就会导致树结构的剧烈改变。

本研究采用了机器学习算法中的 RF 算法和 CART 算法对墨脱县进行森林分类,并对其分类结果进行了精度评价。结果表明了采用 RF 算法得到的森林分布与实际情况较相符,且其分类精度较高,因此相比之下更适用于青藏高原的森林分类。本研究采用的 2 种方法相对于其他分类法具有更好的可行性和操作性,今后将结合更多的分类方法进行研究。

4.2 特征集分析

现有的中高分辨率土地覆盖分类产品中,一般只对森林进行一级分类,而后续进行森林资源资产负债表编制则需要以二级森林分类作为数据基础。相较于采用单一的特征值进行分类^[37],本文基于遥感图像,通过建立时间、空间、光谱特征以及 DEM 数据提供的地表高程、坡度与坡向等辅助特征组成的特征集,进行森林资源的分类。

NDVI,EVI,MSAVI 等已被证明在森林植被提取中可以发挥较大的作用。遥感影像的空间特征可以反映地区的基本纹理、形状等信息,纹理特征可以反映植被的冠层内部阴影、树叶的大小、密度等基本属性及树木的分枝情况,这有利于对针叶林和阔叶林进行区分。墨脱北部山地山势陡峭,相对高差达 3 000 ~ 4 000 m,南部中低山坡较缓,相对高差 500 ~ 1 000 m,其高程变化可以为区分针阔叶林提供分类依据。在今后的研究中将继续完善特征集中各类特征的种类及数量,并对其进行最优特征值组合的筛选,为进行更为细致的森林分类奠定基础。

4.3 驱动力分析

本文研究结果表明,与 2015 年相比,2020 年的森林总面积是相对减少的。造成此结果的原因是多方面的,其中人为因素和自然力可能是主要影响因素。随着社会的发展,修建公路及城市发展等是不可避免的,此等举措定会使部分林地转为建筑用地等其他非林地,因此人为因素对森林资源的变化有

一定的影响。由图 3 可以看出,森林资源的变化主要分布在墨脱南部的低海拔地区和北部的高海拔区域,导致此结果的原因可能是包括雅鲁藏布江在内的南部低海拔地区是居民生活的主要区域,人们对于生活的需求会导致林地的开垦,使得林地转化为耕地或者建筑用地等。北部高海拔地区的自然条件对森林的生长有一定的限制,而且坡度较高的地区还会发生滑坡泥石流等自然灾害,会导致森林资源的数量产生变化。

气温和降水的变化会影响森林的树种组成以及群落结构^[38]。气候变化及土地利用方式的变化可以改变森林的适宜性分布及其组成^[39]。墨脱地区多变的地形特征和水热条件使得森林对气候变化的响应十分复杂,由于人类活动导致的土地格局变化以及全球变暖等都在不同的层面上对森林生态的结构以及地域分布产生了一定的影响^[40]。当温度的增幅超过一定限度而降水量增幅不足时,导致的干旱可能使树木生长受到抑制。对于高海拔地区的森林而言,生长季最低温对树木生长有较大影响,且气候变化对处于不同海拔森林的影响程度不同,因此阔叶林和针叶林所受到的气候变化影响不尽相同。

5 结 论

本文通过调用 GEE 平台中的 Landsat8 遥感影像,结合相关的历史资料以及行政区划等基础地理数据,构建了时间、空间、光谱以及地形辅助特征,采用 RF 算法和 CART 算法分别对森林资源进行分类,并对分类结果进行分析,得到了墨脱县 2015 年和 2020 年森林资源的时空分布以及变化。RF 算法在分类过程中可以有效地避免数据特征之间的过拟合问题,在进行墨脱县的森林分类时,采用 RF 算法得到的森林分类结果精度更高。墨脱县地势起伏大,辅助特征集中的高程、坡度与坡向等对于森林分类具有重要作用。相较于 2015 年,2020 年墨脱县森林总面积是呈轻微下降趋势,但是墨脱县的森林覆盖率远高于全国,这为本区域 SDGs 15.1 可持续森林管理奠定良好的基础。

本研究将利用 RF 算法得到的总体精度较高的森林分类结果作为后续森林负债表编制的基础数据,拟用于墨脱县森林资源实物量表和价值量表的编制,为林业工作决策、发展规划及开展林业可持续管理和经营提供参考依据。

参考文献 (References) :

[1] Ridder R M. Global forest resources assessment 2010: Options and

recommendations for a global remote sensing survey of forests[J].
FAO for Resources Assessment Programme Work Paper, 2007, 141.
[2] 张建龙. 中国森林资源报告[M]. 北京: 中国林业出版社, 2019.
Zhang J L. Forest resources report of China[M]. Beijing: China Forestry Publishing House, 2019.
[3] Hansen M C, Potapov P V, Moore R, et al. High - resolution global maps of 21st - century forest cover change[J]. Science, 2013, 342 (6160): 850 - 853.
[4] Shimada M, Itoh T, Motooka T, et al. New global forest/non - forest maps from ALOS PALSAR data (2007—2010)[J]. Remote Sensing of Environment, 2014, 155: 13 - 31.
[5] 陈 军, 廖安平, 陈 晋, 等. 全球 30m 地表覆盖遥感数据产品 - Globe Land30[J]. 地理信息世界, 2017, 24(1): 1 - 8.
Chen J, Liao A P, Chen J, et al. 30 - Meter global land cover data product - globeLand30/GEOMATICS WORLD[J]. Geographical Information World, 2017, 24(1): 1 - 8.
[6] Aurélie Bellavia, 徐希燕. 全球 300 米分辨率欧空局陆地覆盖数据(1992—2015)[Z]. 北京: 国家青藏高原科学数据中心, 2018.
Aurélien B, Xu X Y. Global ESA CCI land cover classification map (1992—2015)[Z]. Beijing: National Tibetan Plateau Data Center, 2018.
[7] Yu L, Wang J, Gong P. Improving 30 m global land - cover map FROM - GLC with time series MODIS and auxiliary data sets: A segmentation - based approach[J]. International Journal of Remote Sensing, 2013, 34(16): 5851 - 5867.
[8] Li C C, Wang J, Hu L Y, et al. A circa 2010 thirty meter resolution forest map for China[J]. Remote Sensing, 2014, 6(6): 5325 - 5343.
[9] 林芝地区统计局、国家统计局林芝调查队编印. 林芝地区统计年鉴 2015[M]. 林芝: 林芝地区统计局, 2016.
Nyingchi Regional Bureau of Statistics, Nyingchi Survey Team, National Bureau of Statistics. Nyingchi Regional Statistical Yearbook 2015[M]. Nyingchi: Nyingchi Regional Bureau of Statistics, 2016.
[10] 郝斌飞, 韩旭军, 马明国, 等. Google Earth Engine 在地球科学与环境科学中的应用研究进展[J]. 遥感技术与应用, 2018, 33 (4): 600 - 611.
Hao B F, Han X J, Ma M G, et al. Research progress on the application of Google Earth Engine in geoscience and environmental sciences[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2018. 33 (4): 600 - 611.
[11] 徐晗泽宇, 刘 冲, 王军邦, 等. Google Earth Engine 平台支持下的赣南柑橘果园遥感提取研究[J]. 地球信息科学学报, 2018, 20(3): 396 - 404.
Xu Han Z Y, Liu C, Wang J B, et al. Study on extraction of citrus orchard in Gannan region based on Google Earth Engine platform [J]. Journal of Geo - information Science, 2018, 20(3): 396 - 404.
[12] Wang J, Xiao X M, Qin Y W, et al. Mapping the dynamics of eastern redcedar encroachment into grasslands during 1984—2010 through PALSAR and time series Landsat images [J]. Remote Sensing of Environment, 2017, 190: 233 - 246.
[13] Barboza C E, Turpo C E Y, de Almeida C M, et al. Monitoring wildfires in the northeastern peruvian amazon using Landsat8 and

- Sentinel-2 imagery in the GEE platform[J]. ISPRS International Journal of Geo-Information, 2020, 9(10): 564.
- [14] Pekel J F, Cottam A, Gorelick N, et al. High-resolution mapping of global surface water and its long-term changes[J]. Nature, 2016, 540(7633): 418-422.
- [15] Xiao W, Xu S, He T. Mapping paddy rice with sentinel-1/2 and phenology-, object-based algorithm-A implementation in Hangjiahu plain in China using GEE platform[J]. Remote Sensing, 2021, 13(5): 990.
- [16] Cao X M, Gao X H, Shen Z Y, et al. Expansion of urban impervious surfaces in Xining City based on GEE and Landsat time series data[J]. IEEE Access, 2020, 8: 147097-147111.
- [17] 李若楠, 欧光龙, 代沁伶, 等. 基于 GEE 和 Landsat 时间序列数据的香格里拉森林类型分类研究[J]. 西南林业大学学报(自然科学), 2020, 40(5): 115-125.
- Li R N, Ou G L, Dai Q L, et al. Forest types classification of Shanggri-La based on Google Earth Engine and landsat time-series data[J]. Journal of Southwest Forestry University (Natural Science), 2020, 40(5): 115-125.
- [18] 娄佩卿, 付波霖, 林星辰, 等. 基于 GEE 的 1998—2018 年京津冀土地利用变化对生态系统服务价值的影响[J]. 环境科学, 2019, 40(12): 5473-5483.
- Lou P Q, Fu B L, Lin X C, et al. Influence of land use change on ecosystem service value based on GEE in the Beijing-Tianjin-Hebei region from 1998 to 2018[J]. Environmental Science, 2019, 40(12): 5473-5483.
- [19] Belgiu M, Drăguț L. Random forest in remote sensing: A review of applications and future directions[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2016, 114: 24-31.
- [20] Mountrakis G J, Ogole I C. Support vector machines in remote sensing: A review[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2011, 66: 247-259.
- [21] Pal M, Mather P M. An assessment of the effectiveness of decision tree methods for land cover classification[J]. Remote Sensing of Environment, 2003, 86(4): 554-565.
- [22] Pal M. Random forest classifier for remote sensing classification[J]. International Journal of Remote Sensing, 2005, 26(1): 217-222.
- [23] Ghimire B, Rogan J, Galiano V R, et al. An evaluation of bagging, boosting, and random forests for land-cover classification in cape cod, massachusetts, USA[J]. GIScience & Remote Sensing, 2012, 49(5): 623-643.
- [24] Pal M, Mather P M. Support vector machines for classification in remote sensing[J]. International Journal of Remote Sensing, 2005, 26(5): 1007-1011.
- [25] Rogan J, Miller J, Stow D, et al. Land-cover change monitoring with classification trees using Landsat TM and ancillary data[J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 2003, 69(7): 793-804.
- [26] Hansen M, Dubayah R, DeFries R. Classification trees: An alternative to traditional land cover classifiers[J]. International Journal of Remote Sensing, 1996, 17(5): 1075-1081.
- [27] Vega I, Suuwaylas L A, Hirata Y, Ventura Santos L C, et al. Natural forest mapping in the Andes (Peru): A comparison of the performance of machine-learning algorithms[J]. Remote Sensing, 2018, 10(5): 782.
- [28] 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]. Remote Sensing, 2018, 10(6): 946.
- [29] Wang D Z, Wan B, Qiu P H, et al. Evaluating the performance of Sentinel-2, Landsat8 and Pléiades-1 in mapping mangrove extent and species[J]. Remote Sensing, 2018, 10(9): 1468.
- [30] 柳应华. 西藏墨脱县产业发展研究[J]. 中国藏学, 2013(3): 30-34.
- Liu Y H. Study on industrial development of Motuo County, Xizang Province[J]. Chinese Tibetology, 2013(3): 30-34.
- [31] 朱文泉, 林文鹏. 遥感数字图像处理: 原理与方法[M]. 北京: 高等教育出版社, 2015.
- Zhu W Q, Lin W P. Remote sensing digital image processing[M]. Beijing: Higher Education Press, 2015.
- [32] Guo X J, Zhang C C, Luo W R, et al. Urban impervious surface extraction based on multi-features and random forest[J]. IEEE Access, 2020, 8: 226609-226623.
- [33] 刘龙飞, 陈云浩, 李京. 遥感影像纹理分析方法综述与展望[J]. 遥感技术与应用, 2003(6): 441-447.
- Liu L F, Chen Y H, Li J. Remote Sensing image texture analysis: A review and prospect[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2003(6): 441-447.
- [34] 董师师, 黄哲学. 随机森林理论浅析[J], 集成技术, 2013, 2(1): 1-7.
- Dong S S, Huang Z X. A brief theoretical overview of random forests[J]. Journal of Integration Technology, 2013, 2(1): 1-7.
- [35] 陈云, 戴锦芳, 李俊杰. 基于影像多种特征的 CART 决策树分类方法及其应用[J]. 地理与地理信息科学, 2008(2): 33-36.
- Chen Y, Dai J F, Li J J. CART-based decision tree classifier using multi-feature of image and its application[J]. Geography and Geo-Information Science, 2008(2): 33-36.
- [36] 张敬垚. 基于随机森林算法的关键蛋白识别方法研究[D]. 长春: 吉林农业大学, 2019.
- Zhang J Y. Research on essential protein recognition based on random forest algorithm[D]. Changchun: Jilin Agricultural University, 2019.
- [37] 魏梦莹. 林芝地区森林植被分布及动态变化监测研究[D]. 西安: 长安大学, 2018.
- Wei M Y. Study on forest vegetation distribution and forest resources change monitoring in Linzhi area[D]. Xi'an: Chang'an University, 2018.
- [38] 安森鹏, 高振岭, 王磊. 气候变化对大兴安岭北部森林生态系统的影响[J]. 农业与技术, 2013, 33(1): 55.
- An S P, Gao Z L, Wang L. Effects of climate change on forest ecosystem in northern Daxing'an mountains[J]. Agriculture and Technology, 2013, 33(1): 55.
- [39] 魏晨辉. 黑龙江流域景观与气候驱动的植物多样性和碳汇变化研究[D]. 长春: 中国科学院大学(中国科学院东北地理与农业生态研究所), 2021.
- Wei C H. Landscape and climate-driven changes in plant diversity and carbon sink in the Heilongjiang River Basin[D]. Changchun: University of Chinese Academy of Sciences (Northeast Institute of Geography and Agroecology, Chinese Academy of Sciences), 2021.
- [40] 于世勇, 史绍林. 全球变化对森林的影响[J]. 温带林业研究, 2021, 4(2): 8-12.
- Yu S Y, Shi S L. Research on essential protein recognition based on

Forest classification for Motuo County: A method based on spatio – temporal – spectral characteristics

WU Yuxin^{1,2}, WANG Juanle^{2,4}, HAN Baomin¹, YAN Xinrong^{2,3}

(1. School of Architecture Engineering, Shandong University of Technology, Zibo 255000, China; 2. State Key Laboratory of Resources and Environment Information System, Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China; 3. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China; 4. Jiangsu Center for Collaborative Innovation in Geographical Information Resource Development and Application, Nanjing 210023, China)

Abstract: The forest area of Tibet ranks among the top in China, and the forest resources in Tibet play an important role in water conservation and ecological service. Therefore, it is of great significance to assess the assets of forest natural resources in this region. However, existing products and statistical data related to forest cover fail to meet the demands for the assessment of forest natural resource assets in this region, and it is necessary to explore a fine – scale forest classification method suitable for this region. Based on the cloud computing platform Google Earth Engine (GEE), this study constructed the temporal, spatial, spectral, and auxiliary feature sets of the forest coverage in Motuo County using the Landsat8 remote sensing images of 2015 and 2020, as well as field survey data, and the basic geographic data. Then, it conducted forest classification using the random forest (RF) and classification and regression tree (CART) algorithms. As indicated by the accuracy evaluation of the assessment results obtained using the two algorithms, the forest classification results of 2015 and 2020 obtained using the RF algorithm had relatively high accuracy, with overall classification accuracy of 0. 88 and 0. 87, respectively and Kappa coefficients of both greater than 0. 8. The analyses of the areal and spatio – temporal characteristics of forest classification results show that: ① Motuo County had a total forest area of 34 000 km² in 2015, with a forest cover rate of up to 84. 63%, which was 2% less than that in 2020; ② The forest resources in Motuo County are dominated by broadleaved forests, which are mainly distributed in Yarlung Zangbo Grand Canyon and low – altitude areas and accounted for 72. 27% and 75. 37% of the total forest area in 2015 and 2020, respectively. Coniferous forests accounted for 25. 96% and 23. 19% of the total forest area in 2015 and 2020, respectively and are concentrated in high – altitude areas, such as the Namcha Barwa and Gyala Peri peaks. This study determined the spatio – temporal distribution of the forests in Motuo County in 2015 and 2020 by developing a spatio – temporal – spectral classification method. It can provide a reference method for calculating specific forest cover indices SDGs and fill the gap of forest data of small zones. The obtained monitoring data will provide data support for the natural asset assessment and ecological function evaluation in Motuo County.

Keywords: forest classification; spatio – temporal – spectral characteristics; random forest; classification and regression tree; Motuo County

(责任编辑: 李 瑜)