

基于 GEE 云平台的 2005—2017 年云南省森林覆盖变化监测

李 微,岳彩荣

(西南林业大学 林学院,云南 昆明 650000)

摘 要:以云南省为研究区,探究云南省 2005—2017 年间土地及森林覆盖情况及动态变化分析,为云南森林保护及生态环境建设提供参考依据。利用 Google Earth Engine 平台在大区域分类研究中的优势,选取 2005、2010 年和 2017 年 3 期的 Landsat 系列影像作为主要数据源,采用随机森林方法,监测研究区内土地及森林覆盖空间分布、动态变化及转移情况。得到总体精度分别为 75.55%、75.33% 和 83.42% 3 期影像分类结果。结果表明,森林总面积分别为 $2\,006.19 \times 10^4 \text{ hm}^2$ 、 $2\,015.77 \times 10^4 \text{ hm}^2$ 和 $2\,067.21 \times 10^4 \text{ hm}^2$,占到研究区总面积的 52.30%、52.55% 和 53.88%。研究期内云南省森林面积总体呈增长趋势。

关键词:GEE; 土地覆盖分类; 随机森林

中图分类号:S758.4

文献标志码:A

文章编号:1001-7461(2022)05-0182-06

A GEE Based Survey on the Changes in Forest Coverage in Yunnan Province

LI Wei, YUE Cai-rong

(Institute of Forestry, Southwest Forestry University, Kunming 650224, Yunnan, China)

Abstract: Taking Yunnan Province as the study area, this paper explored the situation and dynamic changes of land and forest coverage in the province from 2005 to 2017, so as to provide reference for forest protection and ecological environment construction in the province. Based on the advantages of Google Earth Engine in the classification of large regions, Landsat series images in 2005, 2010 and 2017 were selected as the main data sources, and the random forest method was adopted to monitor the spatial distribution, dynamic changes and transfer of land and forest coverage in the study area. The overall accuracies of the three different time phases image classification were 75.55%, 75.33%, and 83.42%, respectively. The total forest areas of the three years were 2,061.9, 2,015.77 million hm^2 , and 20,672.1 million hm^2 , respectively, accounting for 52.30%, 52.55%, and 53.88% of the total area of the study area. During the study period, the total forest area in Yunnan Province showed an increasing trend.

Key words: GEE; Land cover classification; random forest

云南地处云贵高原,地形复杂,是长江、澜沧江、怒江和珠江等重要江河的上游和发源地,生态区位重要。云南又是少数民族地区,经济欠发达、生产力相对落后、生态保护意识淡薄、当地百姓对森林资源依存度高等因素加大了森林资源破坏的风险;另外,社会经济发展和生态保护的矛盾日趋突出,城市发展和经济建设导致的森林减少甚至违法毁林现象时

有发生。因此,作为大江河的源头和上游地区,云南森林和生态环境保护任务迫切而重要,加强森林变化监测具有重要的实践意义。

Landsat 系列卫星影像数据具有较高的空间和光谱分辨率,数据质量高、数据获取容易,且存在 40 余年的历史数据档案,是目前土地覆盖及森林变化监测的最好的遥感数据源^[1-3]。由于受软硬件和技

收稿日期:2021-08-19 修回日期:2021-10-01

基金项目:云南省科技厅重大科技专项(202002AA100007-015);亚太森林组织项目(APFNET/2018P1-CAF)。

第一作者:李 微。研究方向:资源与环境遥感。E-mail:809584366@qq.com

* 通信作者:岳彩荣,教授,硕士生导师。研究方向:资源与环境遥感。E-mail:cryue@163.com

术发展的限制,长期以来遥感图像的处理技术主要以单机计算模式为主,这种计算模式难以胜任大尺度遥感监测下的海量数据处理任务。正是基于这一原因,长期以来 NOAA/AVHRR 和 MODIS 影像常被用作大尺度土地覆盖和森林变化研究的主要数据源,但由于这类影像的空间分辨率低,大量混合像元的存在导致分类结果精度较低^[4-5]。

近年来,云计算在大尺度土地覆盖测绘的相关研究中显示出了的巨大潜力^[6]。Google earth engine(GEE)作为云计算支持下的空间信息处理平台为海量遥感数据处理、进行区域乃至全球遥感数据处理提供了条件。目前,基于GEE云平台开展了许多成功的大区域尺度的土地覆盖^[7-8]和森林监测^[9]。为了探索基于中分辨率遥感数据进行省级以上大尺度森林遥感检测的技术方法,本研究利用GEE平台开展了云南省多时相森林覆盖遥感监测实验。

1 研究区概况

云南省位于 $21^{\circ}8' - 29^{\circ}15'N$, $97^{\circ}31' - 106^{\circ}11'E$, 总面积 39.41 万 km^2 。地势呈现西北高、东南低,自北向南呈阶梯状逐级下降的特点,属山地高原地形,山地面积占全省总面积的 88.64%。地形以元江谷地和云岭山脉南段宽谷为界,分为东西两大地形区。西部与南部和越南、老挝、缅甸接壤,北部与东部和广西、贵州、四川、西藏毗邻。云南还是我国气候多样性、物种多样性、生态多样性最具代表性的地区,全省气候类型丰富多样,兼具低纬气候、季风气候、山原气候的特点,有北热带、南亚热带等 7 个气候类型^[10]。云南因优越的地理位置、气候条件,拥有最丰富的生态系统,作为全国的四大林区之一,全省森林面积为 2 300.62 hm^2 ,森林覆盖率达到 59.7%(云南统计年鉴,2017)。

2 材料与方法

2.1 数据源与预处理

2.1.1 遥感数据 选择经正射处理和大气处理后的 Landsat SR 数据产品,按照低于 20% 的云量筛选并由低到高排序,选择当年能够覆盖研究区范围的 35 景云量最低的影像作为分类数据源。

其余参考数据包括:MODIS 影像 MOD10A1 产品,单独提取积雪掩膜,以减少积雪与水体误分的情况;空间分辨率为 30 m 的 DEM 数据,生成高程与坡度特征因子;云南省第 2 次土地调查数据,结合 Google earth pro 平台提供的高分辨率影像选取训练样本和测试样本;2017 年云南省统计年鉴;2009 年 GlobCover 土地覆盖产品,该产品由欧洲太空局

(ESA)、联合国环境规划署(UNEP)等 6 个执行小组共同参与完成,使用空间分辨率为 300 m 的 2009 年 MERIS(medium resolution imaging spectrometer)影像作为数据源,计算了联合国(UN)土地覆盖分类系统定义的 22 种土地覆盖类别^[17]。

2.1.2 遥感分类样本数据 依据国家林业和草原局关于颁发《森林资源规划设计调查主要技术规定》(林资发[2003]61 号),结合研究区域实际土地覆盖情况,最终确定土地覆盖分类类型为阔叶林、针叶林、灌木林、草地、农田、水体、建设用地、雪、裸地共 9 个类别。分类的训练和检验样本主要依据云南省第 2 次土地调查数据、地面调查样地和 Google earth 影像目视判读进行勾绘。分类样本的获取充分考虑到样本的空间分布均匀、“同物异谱”、“异物同谱”等现象,共获取训练样本图斑 1 247 个,检验样本图斑 353 个。此外,在对 2005 年及 2010 年影像分类类型中增加阴影类别训练样本图斑 45 个,检验样本图斑 14 个。

另据《中华人民共和国森林法》解释,森林包括乔木林、竹林和国家特别规定的灌木林。但在本研究中,因缺乏“国家特别规定的灌木林”位置及范围信息,只将针叶林和阔叶林二者合并作为森林类别。

2.1.3 数据预处理 本次选择的 Landsat SR 影像和 MOD10A1 产品已进行过地形数据参与的几何校正和大气校正,因此本试验不再重复进行上述操作,只进行影像的去云、融合与裁剪。

2.2 研究方法

结合研究区实际情况,确定了基于 GEE 云平台和 Landsat 时间序列数据的土地覆盖分类的研究的具体方法和技术流程。以 Landsat SR 影像作为主要的数据源,辅以 MODIS 产品制作掩膜对雪单独分类,结合光谱特征、植被与多种指数因子、地形辅助因子,采用随机森林算法对研究区内土地覆盖类型进行分类研究。计算云南森林覆盖动态变化,采用转移矩阵及转移概率矩阵定量评估研究区内森林覆盖动态变化情况。

2.2.1 特征因子选取 遥感影像分类效果与分类的特征密切相关,特征因子的选择与应用可减少特征之间的相关性,以较少的波段最大限度包含原始影像的信息,且这些特征因子的引用可明显改善最终分类效果。参考相关文献反复对比^[11],最终确定选择 17 个特征因子,包括 6 个波段,缨帽变换 3 个分量,3 个植被指数,区分森林和非森林的指数 FI^[12],建筑指数和地形辅助因子。除 6 个波段以外的特征因子及相关公式见表 1。

表 1 特征因子及相关公式

Table 1 Characteristic factors and related formulae

参数		公式	
缨帽变换	亮度 Brightness		
	绿度 Greeness		
	湿度 Wetness		
植被指数	归一化植被指数 N_{DVI}	$N_{DVI} = (N_{IR} - R) / ((N_{IR} + R))$	(1)
	比值植被指数 R_{VI}	$V_1 = N_{IR} / R$	(2)
	差值\环境植被指数 E_{VI}	$E_{VI} = N_{IR} - R$	(3)
	区分森林和非森林的指数 F_1	$F_1 = \left(\frac{N_{IR} - R - L}{N_{IR} + R} \right) \left(\frac{c_1 - N_{IR}}{c_2 + G} \right)$	(4)
水体指数	归一化水体指数 N_{DWI}	$N_{DWI} = (G - N_{IR}) / (G + N_{IR})$	(5)
建筑指数	归一化建筑指数 N_{DBI}	$N_{DBI} = (M_{IR} - N_{IR}) / (M_{IR} + N_{IR})$	(6)
地形辅助因子	高程 Elevation		
	坡度 Slope		

注:G 为绿光波段,R 为红光波段, N_{IR} 为近红外波段, M_{IR} 为中红外波段,L 为固定参数,用来降低水体 N_{DVI} , c_1 和 c_2 分别为绿光波段和近红外波段的表面反射率,在本研究中,分别设置为 0.01、1 和 0.1。

2.2.2 随机森林算法 随机森林不需要对数据的分布进行估计,即它可在内部进行评估,在生成的过程中对误差建立一个无偏估计,可对不同类型或不同尺度的变量的输入起到积极意义,使其具有对结果的可解释性^[13-14]。其优势在于精确度高、训练速度快、高度并行化、可以防止过拟合^[15]。它是一种小样本应用于大数据集分类的方法,能处理具有高维特征的输入样本且无需降维。在利用随机森林算法进行遥感分类时,一般只会对选取的特征数量 m 和决策树数量 n 进行调整。但盲目增加 m 和 n 并不能达到提高精度的目的,需要在运行效率可行的情况下选择合适的参数^[16]。

3 结果与分析

3.1 分类结果

为取得较好的分类效果,本研究进行了 5 组不

同特征组合方案的分类对比试验(表 2),A 组试验中使用 6 个光谱波段及不同组合方式进行分类;B 组试验在 A 组试验的最优结果基础上,分别加入 6 种指数特征、缨帽变换 3 个主成分及 2 个地形因子进行分类,确定各因子对分类精度的影响情况及重要程度;依据 B 组试验结果,涉及的各特征因子均对总体精度有不同程度的提高。因此,C 组在 A 组试验最优组合的基础上增加在 B 组试验中表现较好的 NDVI、EVI、RVI、FI、NDWI 和 NDBI 6 种指数特征;D 组在 C 组试验结果基础上加上缨帽变换后的前 3 个主成分湿度、绿度、亮度因子;E 组在 C 组试验基础上增加坡度、高程 2 个地形因子。

图 1 为截取 A、C、D、E 4 组试验分类结果的局部进行比较,可以看出前 3 组中灌木林与农田的混分较为严重,而 E 组在加入地形因子后能很好地将农田与灌木林提取并区分。

表 2 影像分类试验设计

Table 2 Experimental design of image classification

序号	试验编号	采用特征	总体精度(%)	Kappa 系数(%)
1	A	6 波段光谱特征及不同组合方式	75.71	71.01
2	B	6 种指数特征+缨帽变换 3 个主成分+地形因子	—	—
3	C	6 波段光谱特征+6 种指数特征	71.01	73.52
4	D	6 波段光谱特征+6 种指数特征+缨帽变换 3 个主成分	77.77	73.61
5	E	6 波段光谱特征+6 种指数特征+缨帽变换 3 个主成分+地形因子	83.42	80.19

注:B 组试验涉及多个结果,因此该表未列出结果。

为确定随机森林参数决策树数量 n 的最优值,本研究以步长为 5 遍历了 n 取值在 5~200 的所有结果,当 n 低于 60 时,总体精度由最低时的 80.75% 提高到 83.14%,Kappa 系数由 77.02% 提高到 79.87%;而当 n 大于 60 后,总体精度随 n 的提高而改变的程度有限,因此为兼顾精度与计算复杂度,最终选择的决策树数量 n 为 100。

依照上述方法分别对 2005 年及 2010 年影像进行分类研究,在对各期影像的各组试验最优分类结果研究中均得到一致结论,因此最终 3 期影像分类结果及 Glob Cover 产品依本研究分类体系重分类后的结果(图 2)。通过对比可看出,各分类类型分布总体上相似度较高,但个别类型,如针叶林主要分布于滇西北地区和滇南地区,Glob Cover 产品中针叶林主要分

布于滇西北,滇南地区。

3 期影像分类结果基本达到了研究所需精度要求。总体及各类别的精度分析结果见表 3。

3 期影像分类结果的各地类面积统计见表 4,云南省主要土地覆盖类型为针叶林、阔叶林、灌木林和农田,面积之和占到研究区总面积的 90%以上。3 期分类结果中,森林覆盖率分别为 52.30%、52.55%和 53.88%,总体上森林覆盖率呈增长的趋势。

由表 4 可见,3 期分类结果与 GlobCover 产品

相比,阔叶林面积基本一致,针叶林差别较大,森林面积占到总面积的 36.98%,低于本研究最终结果的 51%~53%,更远低于年鉴中的 59.70%。利用 2010 年的验证样本对 GlobCover 影像分类精度进行了检验,森林分类精度仅为 38.89%,低于本研究 2010 年影像分类精度。通过查阅相关资料可知,GlobCover 是基于 300 m 分辨率 MODIS 影像,与本研究使用的 Landsat 系列影像的 30 m 分辨率存在较大差距。

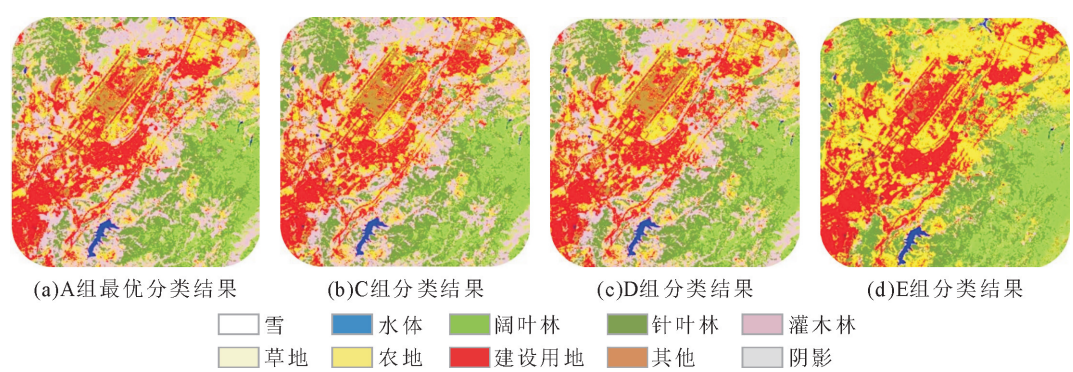


图 1 Landsat 8 分类结果局部特征

Fig. 1 Local characteristics of Landsat 8 classification results

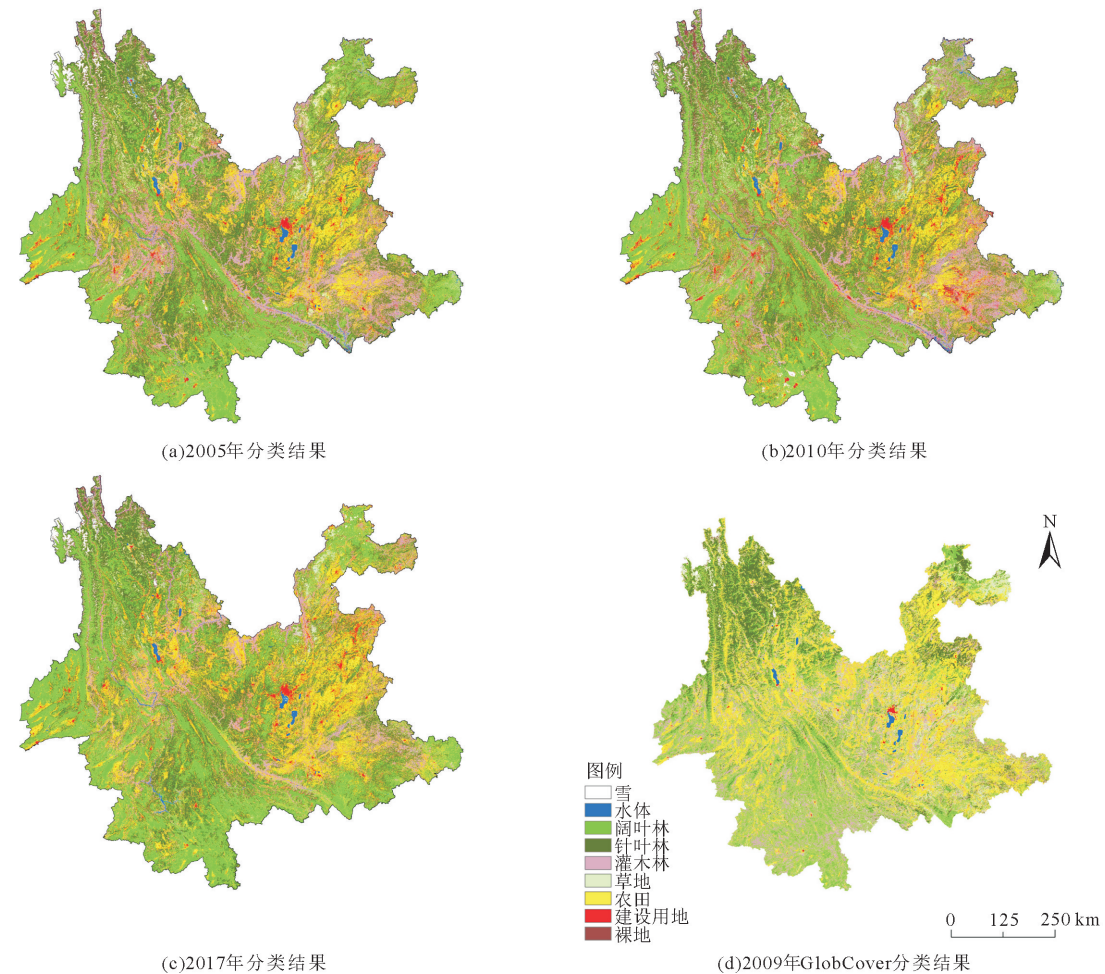


图 2 云南省森林覆盖遥感分类

Fig. 2 Remote sensing classification map of forest coverage in Yunnan Province

表 3 2005—2017 年影像分类结果精度

Table 3 Accuracy of image classification results from 2005 to 2017

%

时期	项目	水体	阴影	阔叶林	针叶林	灌木林	草地	农田	建设用地	裸地	总体精度	Kappa 系数
2005 年	制图精度	76.41	69.05	76.28	72.90	63.49	93.39	69.39	88.98	50.26	75.33	69.97
	用户精度	83.86	66.54	79.04	65.70	63.91	80.85	81.28	83.71	82.25		
2010 年	制图精度	75.56	68.85	76.16	74.57	63.53	94.09	68.85	88.70	50.26	75.55	70.24
	用户精度	82.51	66.86	79.96	65.69	65.58	80.32	80.60	83.84	82.25		
2017 年	制图精度	94.88	无	77.05	77.48	82.59	87.36	80.08	95.02	73.23	83.42	80.19
	用户精度	99.73	无	78.61	81.47	68.59	95.52	87.90	87.90	87.77		

表 4 云南省地类面积统计

Table 4 The area of each classification type in the study area

($\times 10^4 \text{ hm}^2$)

地类	时间			
	2005 年	2010 年	2017 年	GlobCover2009
雪	26.78	14.13	19.64	7.87
水体	53.77	51.22	29.78	16.88
阔叶林	695.65	692.75	850.65	827.01
针叶林	1 310.54	1 323.02	1 216.56	590.67
灌木林	929.86	907.36	672.77	1 167.05
草地	179.58	168.27	149.94	397.18
农田	493.02	490.99	636.90	818.00
建设用地	96.42	131.13	190.76	9.02
裸地	33.01	40.43	69.20	2.48
阴影	17.55	16.85	0.00	0.00

3.2 森林变化分析

在分类结果的基础上,利用 Arcgis 软件的空间分析工具,对比各类型面积的增减变化,计算各土地覆盖类型之间的相互转化情况,土地覆盖转移概率矩阵,以此分析 12 a 间土地覆被变化情况,结果见表 5。

根据研究区 2005—2010 年和 2010—2017 年土地覆盖转移概率矩阵进行分析可知:森林类型在 2005—2010 年有 83.67%未发生变化,发生转移的主要方向为灌木林和农田,转移概率分别为 12.90%和 1.55%,同时,其他地类向森林转移的主要类型同样为灌木林和农田;在 2010—2017 年森林有 80.82%未发生变化,其余部分主要向灌木林和农田类型转移,转移概率为 11.79%和 4.79%,向森林转移的主要类型为灌木林和农田。

表 5 研究区土地覆盖类型转移概率矩阵

Table 5 Land cover type transition probability matrix

%

时段	初始类型	转换类型								
		雪	水体	森林	灌木林	草地	农田	建设用地	裸地	阴影
2005—2010 年	雪	34.76	2.32	25.47	8.48	5.19	0.37	0.30	23.11	0.00
	水体	0.48	63.46	5.22	10.06	1.79	8.94	6.30	1.06	2.68
	森林	0.15	0.27	84.07	12.90	0.72	1.55	0.07	0.08	0.18
	灌木林	0.07	0.34	28.67	61.06	1.26	6.79	0.55	1.19	0.07
	草地	0.08	0.30	5.62	16.26	71.32	5.06	0.43	0.92	0.00
	农田	0.10	1.07	7.79	6.73	1.75	77.09	4.72	0.61	0.13
	建设用地	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	100.00	0.00	0.00
	裸地	0.58	0.85	6.24	24.58	9.36	7.15	1.60	49.65	0.00
	阴影	0.57	10.54	13.38	13.95	0.00	1.48	0.34	0.00	59.74
2010—2017 年	雪	61.95	1.56	23.48	4.74	1.98	4.53	0.28	1.49	—
	水体	1.46	45.50	13.57	8.30	1.83	16.87	10.83	1.64	—
	森林	0.19	0.08	82.81	9.80	1.30	4.79	0.57	0.46	—
	灌木林	0.16	0.30	37.73	41.16	3.46	14.00	1.07	2.12	—
	草地	0.18	0.04	14.32	10.06	48.16	14.21	0.65	12.38	—
	农田	0.02	0.26	9.72	5.78	1.36	76.10	6.31	0.45	—
	建设用地	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	100.00	0.00	—
	裸地	10.98	0.94	4.43	20.47	8.51	12.17	1.41	41.10	—
	阴影	0.00	0.89	69.91	18.87	0.06	9.50	0.77	0.00	—

2 个时间段对比发现,森林与灌木林之间有大面积的类型转移,随着时间的推移,森林向灌木林的转移面积降低,而转入森林的面积则呈增长趋势。

4 结论与讨论

1) 选择多个特征因子利用随机森林分类器对影

像进行分类,为兼顾运算量与精确度,最终选择决策树数量 n 为 100 进行后续运算;参与分类的特征因子都在一定程度上提高了分类精度,最终将 6 波段光谱特征、6 种指数特征、缨帽变换前 3 个主成分及 2 个地形因子共同作为特征数量 m ,得到 2005、2010 年和 2017 年的影像分类精度分别为 75.55%、75.33% 和 83.42%。基于 OLI 影像分类的精度明显高于 TM 影像的分类结果,原因可能是 OLI 影像较 TM 具有更高光谱分辨所致。

2) 分类结果表明,云南省森林面积在 2005、2010 年及 2017 年分别占到研究区总面积的 52.30%、52.55% 和 53.88%,总体呈现增长趋势。这一结果略小于云南官方发布数据,但差异小于 5%,且都表现出逐年的增长趋势。笔者认为,存在差异主要原因有 2 个,一是采用的技术手段不同,本研究结果主要是基于 Landsat 卫星遥感数据图像分类方法,而官方分布数据主要基于全国连续清查结果,后者主要基于抽样技术的调查结果;二是森林覆盖的统计标准差异,官方数据中森林覆盖率中包括了部分灌木林地(国家特别规定的灌木林计入森林覆盖),而本研究结果中森林覆盖不含灌木林。

3) Landsat 系列影像具有易获取、覆盖范围广等优点,但同时因其空间分辨率限制,极易造成同物异谱、同谱异物的问题,且利用 TM、ETM 影像得到的分类结果无法解决大面积阴影被误分入水体的问题,本次试验在尝试了引入多种水体指数,按照阈值分类水体及将坡度为 0 地区赋值为水体等方法后,这一问题依旧未得到有效解决,今后可尝试改进的条带修复方法、多源影像融合等方法以便达到更好的结果。另外,本次引入的主要特征为光谱及地形因子,今后可尝试引入纹理特征因子,使遥感信息利用更加充分。

参考文献:

- [1] ZHANG L, WENG Q. Annual dynamics of impervious surface in the Pearl River delta, China, from 1988 to 2013, using time series Landsat imagery[J]. *Isprs Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 2016, 113: 86-96.
- [2] 吕杰,汪康宁,李崇贵,等. 基于小波变换和随机森林的森林类型分类研究[J]. *西北林学院学报*, 2016, 31(6): 264-267.
LÜ J, WANG K N, LI C G, *et al.* Classification of forest types based on discrete wavelet transform and random forests from GF-1 images[J]. *Journal of Northwest Forestry University*, 2016, 31(6): 264-267. (in Chinese)
- [3] LIU X, HU G, CHEN Y, *et al.* High-resolution multi-temporal mapping of global urban land using landsat images based on the Google earth engine platform[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2018, 209: 227-239.
- [4] 裴欢,孙天娇,王晓妍. 基于 Landsat 8 OLI 影像纹理特征的面向对象土地利用/覆盖分类[J]. *农业工程学报*, 2018, 34(2): 248-255.
PEI H, SUN T J, WANG X Y. Object-oriented land use/cover classification based on texture features of Landsat 8 OLI image[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2018, 34(2): 248-255. (in Chinese)
- [5] 杨凤珠,柳艺博,俞文政,等. 3 种遥感产品检测黄土高原森林变化及差异比较[J]. *西北林学院学报*, 2020, 35(6): 212-220.
YANG F Z, LIU Y B, YU W Z, *et al.* Detection of the spatial distribution and changes of forests in the Loess Plateau using 3 remote sensing products[J]. *Journal of Northwest Forestry University*, 2020, 35(6): 212-220. (in Chinese)
- [6] WANG X, XIAO X, ZOU Z, *et al.* Tracking annual changes of coastal tidal flats in China during 1986-2016 through analyses of landsat images with Google earth engine[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2020, 238: 110987.
- [7] 裴杰,牛铮,王力,等. 基于 Google Earth Engine 云平台的植被覆盖度变化长时间序列遥感监测[J]. *中国岩溶*, 2018, 37(4): 9.
- [8] DONG J, XIAO X, MENARGUEZ M A, *et al.* Mapping paddy rice planting area in northeastern Asia with Landsat 8 images, phenology-based algorithm and Google earth engine[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2016, 185: 142-154.
- [9] JOHANSEN K, PHINN S, TAYLOR M. Mapping woody vegetation clearing in Queensland, australia from Landsat imagery using the Google earth engine[J]. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 2015, 1: 36-49.
- [10] 叶敏婷,王仰麟,彭建,等. 基于 SOFM 网络的云南省土地利用程度类型划分研究[J]. *地理科学进展*, 2007, 26(2): 97-105.
- [11] 赵冰雪,章勇. 基于 Landsat-8 OLI 影像的植被信息提取方法研究[J]. *测绘与空间地理信息*, 2018, 41(1): 79-82, 85.
- [12] YE W, XI L, CHEN X, *et al.* A spectral index for highlighting forest cover from remotely sensed imagery[C] Beijing: Land Surface Remote Sensing II. International Society for Optics and Photonics, 2014.
- [13] 张晓羽,李凤日,甄贞,等. 基于随机森林模型的陆地卫星-8 遥感影像森林植被分类[J]. *东北林业大学学报*, 2016, 44(6): 53-57, 74.
- [14] 李梦颖,邢艳秋,刘美爽,等. 基于支持向量机的 Landsat-8 影像森林类型识别研究[J]. *中南林业科技大学学报*, 2017, 37(4): 52-58.
LI M Y, XIN Y Q, LIU M S, *et al.* Identification of forest type with Landsat-8 image based on SVM[J]. *Journal of Central South University of Forestry & Technology*, 2017, 37(4): 52-58. (in Chinese)
- [15] 怀昕听. 随机森林分类算法的改进及其应用研究[D]. 杭州, 中国计量大学, 2016.
- [16] 周兴东,于胜文,赵长胜,等. 利用遥感图像进行土地利用分类方法的研究[J]. *煤炭学报*, 2007, 32(5): 481-484.
- [17] BICHERON P, DEFOURNY P, BROCKMANN C, *et al.* Glob cover-products description and validation report[J]. *Foro Mundial De La Salud*, 2011, 17(3): 285-287.