

# 基于 Landsat 多光谱与 PALSAR/PALSAR-2 数据的 汉江流域森林覆盖变化研究

贾小凤<sup>1,2</sup> 朱红春<sup>1</sup> 凌峰<sup>2</sup> 张一行<sup>2</sup> 王立辉<sup>2</sup> 杜耘<sup>21</sup>

(1. 山东科技大学 测绘科学与工程学院, 山东 青岛 266000;

2. 中国科学院测量与地球物理研究所湖北省环境与

灾害监测评估重点实验室, 湖北 武汉 430077)

**【摘要】:** 汉江流域是南水北调中线工程的水源地, 森林覆盖对于保障水源地生态安全具有重要作用。为监测汉江流域 2007~2017 年森林变化情况, 以 Landsat 多光谱数据与 ALOS(Advanced Land Observation Satellite) 雷达遥感数据为基础, 在 Google Earth Engine 平台上对数据进行处理分析, 根据区域特点, 选取 9 个特征指数, 利用随机森林分类算法, 提取 2007 和 2017 年森林分布, 监测汉江流域森林覆盖变化。结果表明: 结合 Landsat 多光谱数据与 ALOS 雷达遥感数据的分类精度最高, 2007 年森林分类整体精度为 98.0%, 2017 年森林分类整体精度为 98.6%, 精度明显高于单独使用 Landsat 多光谱数据或 ALOS 雷达数据的森林分类结果; 2007~2017 年十年间汉江流域森林面积增加了 5653.21km<sup>2</sup>; 森林呈现增多的区域主要分布在河南省的西峡县、南召县和丹江口水库附近, 而森林呈现减少的区域在荆门市、十堰市和汉中市附近区域。

**【关键词】:** 汉江流域 森林变化 多光谱 遥感

**【中图分类号】:** F323.3 **【文献标识码】:** A **【文章编号】:** 1004-8227(2021)02-0321-09

森林作为地球上可再生自然资源及陆地生态系统的主体, 在防止水土流失、维持生物多样性、涵养水源等方面起着不可或缺的作用, 森林的变化是研究全球气候环境变化的重要基础<sup>[1,2]</sup>。汉江流域是南水北调中线工程的水源地, 也是引汉济渭等跨流域调水工程的供水地, 因此, 开展汉江流域森林覆盖动态变化对监测水源地生态安全保障具有重要意义。

相对于传统以人工勘察为主的森林监测方法, 基于遥感技术的森林监测具有覆盖范围广、监测精度高、连续动态监测等特点, 已经成为森林监测的主要手段<sup>[3,4]</sup>。目前, 用于森林监测的遥感数据主要包括多光谱遥感影像和雷达遥感影像。多光谱遥感数据能够通过光谱特征对森林开展有效的监测<sup>[5~7]</sup>, 但是, 容易受云雾遮挡影响, 同时也缺乏针对森林的结构信息, 因此在大范围的森林监测上仍然有一定局限性<sup>[7]</sup>; 相比而言, 雷达遥感数据对云雾雨雪具有穿透能力, 几乎不受大气影响, 具有全天候的观测能力, 对植被冠层具有一定的穿透性, 波长较长的微波不仅和树冠树叶发生作用, 而且主要和树枝树干发生作用, 所

**作者简介:** 贾小凤(1995~), 女, 硕士研究生, 主要研究方向为森林遥感信息处理与分析. E-mail: jxf2352652371@163.com  
凌峰, E-mail: lingf@whigg.ac.cn

**基金项目:** 湖北省自然科学基金创新群体项目(2019CFA019); 湖北省自然科学基金(2018CFB274); 国家自然科学基金(51809250); 国家自然科学基金(41801292); 中国科学院基础前沿科学研究计划-从 0 到 1 原始创新项目(ZDBS-LY-DQC034)

获取的是植被表面散射和体散射信息，从理论上说，更适用于森林生物量反演研究。可以有效观测森林高度和冠层信息，能够较好的获取森林结构信息<sup>[8]</sup>，但是雷达数据易受噪声干扰，同时较难获得森林的物候信息，分类精度往往不是很高<sup>[11]</sup>。

考虑到使用单一多光谱遥感数据或雷达遥感数据进行森林监测都存在一定不足，因此，通过联合不同数据源充分挖掘和综合两种数据各自的优点，是提高森林监测精度的有效手段。Qin 等<sup>[9]</sup>使用 L 波段合成孔径雷达数据 (PALSAR) 和中等分辨率成像光谱仪 (MODIS) 的植被指数产品，利用决策树分类方法，提取了 2010 年中国森林和非森林分类图；Zhang 等<sup>[10]</sup>以巴拉圭，美国和俄罗斯为研究区，通过融合 PALSAR 和 MODIS 数据，提取了研究区 2007~2016 年的年度 25m 森林分类图。综上，MODIS 数据的空间分辨率只有 250m，在复杂的空间异质性区域，难以准确描述森林的空间特征，无法开展精细化的森林变化监测，杨智奇<sup>[11]</sup>使用 Landsat 光学影像和 PALSAR 雷达数据，以黄土高原为研究对象，使用决策树分类方法提取森林分布信息。综上，决策树分类算法在小区域的森林提取中获取了不错结果，然而，针对区域跨度大，物候期不同的地区，无法实现森林覆盖区的精细化提取与监测，无法为林业资源管理提供可靠依据。

本研究利用 Landsat TM/OLI 数据和 ALOSPALSAR/ALOS-2PALSAR-2 数据两种数据对汉江流域森林进行监测。Landsat 数据是由美国 NASA 发射的陆地卫星，ALOSPALSAR 数据是日本对地观测卫星。一方面，这两种数据均是覆盖全球的免费公开数据源，空间分辨率较高，能够实现大范围的森林精细监测，另外一方面，综合这两种数据，可以充分利用光学遥感数据丰富的多光谱信息和雷达遥感数据的几何信息，提高森林监测的精度。具体而言，本研究以 2007 与 2017 年 Landsat 多光谱和 ALOSPALSAR 雷达遥感数据为基础，建立森林覆盖分类算法，提取汉江流域 2007 与 2017 年的森林覆盖信息，在此基础上，分析 2007~2017 年汉江流域森林覆盖的变化情况及其驱动力，为合理保护和管理汉江流域森林资源提供科学参考。

## 1 研究区概况

汉江流域位于我国中部地区，流域流经湖北、陕西、河南等省份，面积约 15.9 万 km<sup>2</sup>，地势西北高，东南低，上游地形起伏较大，南北分别为大巴山和秦岭山地，峡谷居多。流域水能资源丰富，属于亚热带季风气候，四季分明，5~10 月份雨水居多，植被类型丰富<sup>[14]</sup>，包括北亚热带常绿、落叶阔叶混交林等。研究区范围如图 1 所示。

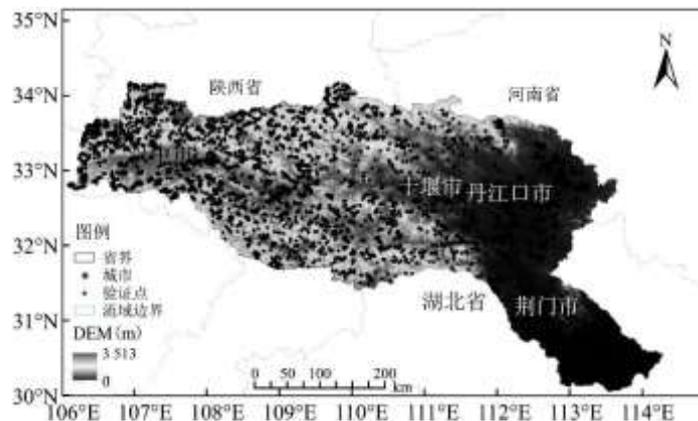


图 1 研究区边界图

## 2 研究方法

### 2.1 数据及预处理

本研究以 Google Earth Engine (GEE) 平台为基础进行数据处理，GEE 平台是谷歌、卡内基梅隆大学和美国地质调查局联合

开发的地理数据科学分析及可视化平台，面向用户提供海量卫星影像数据集与地理数据集<sup>[15]</sup>，本研究使用的遥感数据包括 Landsat 多光谱数据和 ALOS 雷达数据，详细处理过程如图 2 所示。

### 2.1.1 Landsat TM/OLI 数据

本研究中,2007年使用的是Landsat-5TM(Thematic Mapper)数据,2017年使用的是Landsat-8OLI(Operational Land Imager)数据。Landsat TM/OLI 数据为GEE 平台提供的表面反射率 Tier1 数据,该数据为一级精度和几何校正产品(L1TP),已经进行了大气校正。其中,LandsatTM 数据包括7个多光谱波段,Landsat OLI 数据包括9个多光谱波段,两种数据在红光、绿光、近红外、中红外波段的空间分辨率均为30m,时间分辨率均为16d。

在GEE 平台上,对研究区范围内的影像进行云量筛选,将云量控制在80%以下,同时对影像上的云雾遮挡区域,利用Fmask算法,进行掩膜处理,以达到去云的目的<sup>[16]</sup>,在研究区范围内,2007年使用104景Landsat TM 影像,2017年使用109景Landsat OLI 影像。

为进一步突出地物光谱特征,并考虑到红光波段(RED)、绿光波段(GREEN)、近红外波段(NIR)具备较强区分植物类型、反应植物信息的作用,利用多光谱波段计算Landsat TM/OLI 每一景数据的光谱特征指数,包括归一化植被指数NDVI(Normalized Difference Vegetation Index)、归一化建筑指数NDBI(Normalized Difference Build-up Index)、归一化水体指数NDWI(Normalized Difference Water Index)和比值植被指数RVI(Ratio Vegetation Index),计算公式如表1所示。由于研究区面积广跨度大,流域内森林种类较多,不同区域的森林生长变化在时间上存在差异,为解决这一问题,将2007与2017年计算得到的所有NDVI、NDBI、NDWI和RVI数据集,对每一个像元取年最大值,从而合成2007与2017年的最大归一化指数图像。该方法可以使植被差异最小化,也弥补了去云处理后部分区域信息的缺失问题,得到的是数据完整且无云的图像。最后,为方便与ALOSPALSAR/PALSAR-2数据进行波段融合和分类,通过最邻近采样,将Landsat数据的原始30m空间分辨率重采样到25m,得到最终用于森林分类的NDVI、NDBI、NDWI、RVI、RED和NIR光学影像数据。

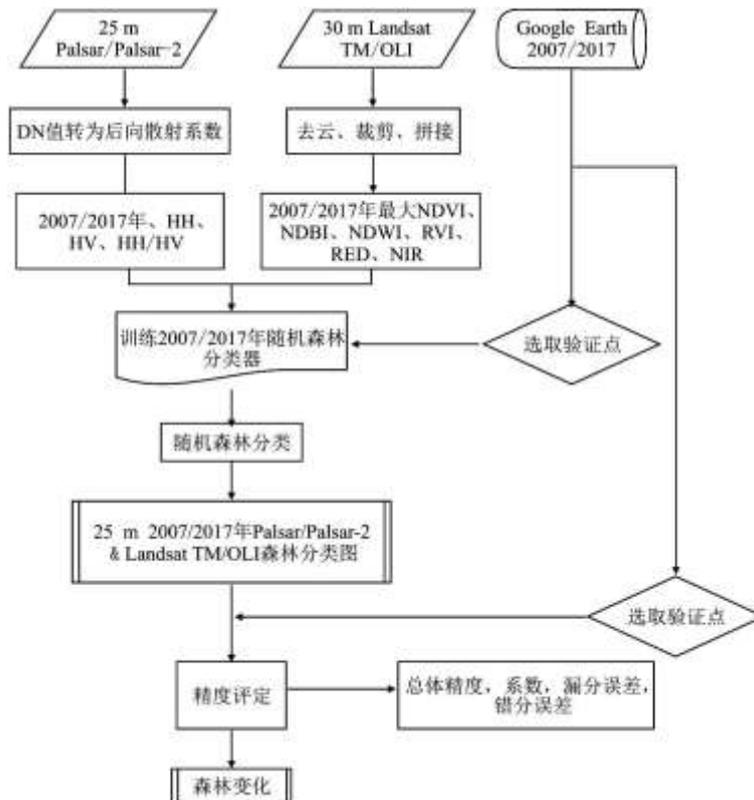


图 2 Google Earth Engine(GEE) 平台数据处理流程图

2.1.2 ALOSPALSAR/ALOS-2PALSAR-2 雷达数据

本研究使用的 PALSAR 和 PALSAR-2 数据雷达数据，两者均为 L 波段的合成孔径雷达传感器，分别搭载在 2006 年发射的 ALOS 卫星和 2014 年发射的 ALOS-2 卫星上。本次研究使用的是全球 PALSAR/PALSAR-2 合成数据集<sup>[16]</sup>，该数据集采用了 SAR 特有的几何畸变校正(正射校正)和坡度校正，将每年观测得到的 PALSAR/PALSAR-2 数据拼接得到一景全球合成孔径雷达影像，包括 HH 和 HV 双极化信息。

表 1 遥感特征指数计算公式

数据源	所选波段	特征指数计算
PALSAR/PALSAR-2	HH, HV	HH/HV
		NDVI=(NIR-RED) / (NIR+RED)
Landsat TM/OLI	GREEN, RED, NIR, MIR	NDWI=(GREEN-NIR) / (GREEN+NIR)
		NDBI=(MIR-NIR) / (MIR+NIR)
		RVI=NIR/RED

注：HH 为 HH 极化反向散射系数，HV 为 HV 极化反向散射系数，GREEN 为绿光波段，RED 为红光波段，NIR 为近红外波段，MIR 为中红外波段。

在 GEE 平台上，首先利用汉江流域边界对 2007 年的 PALSAR 数据和 2017 年的 PALSAR-2 数据进行裁剪，然后将 PALSAR/PALSAR-2 数据的原始 DN 值转换为后向散射系数  $Y_0$ ，转换公式如(1)：

$$Y_0 = 10\log_{10}(DN^2) - 83.0 \tag{1}$$

由于 L 波段合成孔径雷达数据后向散射系数与森林生物量相关性较显著，对森林的穿透力强，因此，除了利用原始的 HH、HV 波段数据之外，进一步计算了比值指数 HH/HV，计算公式如表 1。

2.2 训练样本选择

目前，在不同的研究中，对森林的定义有一定的差别<sup>[9]</sup>，例如，在世界粮农组织 (FAO) 森林资源评估中，森林被定义为树冠覆盖率超过 10%，最小树高为 5m；JAXA(日本宇宙航空研究开发机构)与粮农组织定义相类似；在我国土地利用数据中，森林的定义要求树冠覆盖率超过 10%，但没有树高标准；MCD12Q1 (IGBP)数据集中，森林定义为以木本植被为主的土地覆盖面积超过 60%，树高超过 2m。本研究中，综合上述定义，我们将自然林、人工林和树冠茂密的果园以及树冠覆盖率超过 10%的树木统称为森林。

在野外实地考察的基础上，根据遥感地物特征和谷歌高分辨率影像，遵循训练样本选择具有代表性和全局分布的原则，对自然林、人工林和树冠茂密的果园以及树冠覆盖率超过 10%的植被覆盖区分别选择样本点作为最终的森林样本点，同时，选取了

水体、人工表面和农田等 3 类非森林地物类别，训练样本统计如表 2, 野外实测点如图 3 所示。

### 2.3 森林制图与变化分析

基于上述获取的 Landsat 多光谱和 ALOS 雷达数据集，采用随机森林算法进行汉江流域森林制图。随机森林模型首先从原始训练样本中有放回地重复随机抽取样本，对每一个抽取的训练样本集构建其对应的决策树，通过选取最优特征变量进行内部节点的划分，最终产生一个包含多个决策树的分类器，基于决策树的预测结果通过投票的方式决定新样本类别。随机森林算法具备无需进行特征选择，训练速度快，对数据集的适应能力强等优点，已经在遥感图像分类中得到了广泛的应用<sup>[18,19]</sup>。

表 2 训练样本统计

地物类别	2007(像元数)	2017(像元数)
森林	1755	1243
水体	998	841
人工表面	1021	893
农田	1142	1018



图 3 野外考察森林样本点

随机森林模型的训练和预测均在 GEE 上完成。训练过程中，基于实际样本点，以土地覆盖属性(即森林和非森林)为目标变量，以 Landsat 年最大 NDVI、NDBI、NDWI、RVI、RED、NIR 数据和 ALOS 的 HH、HV 和 HH/HV 数据作为特征变量，经过多次试验，在模型参数中，决策树数量设置为 100，每棵决策树训练时随机抽取的特征数量设置为变量数的平方根。随机森林模型训练完成后，即可将其应用于整个汉江流域，最终获得分辨率为 25m 的 2007 和 2017 年汉江流域森林分类图。通过分类结果，将 2007 年森林分类图与 2017 年森林分类图通过栅格相减计算，得出 10 年间森林不变、非森林不变、森林增多和森林减少 4 类变化类型，从而计算得出 2007~2017 年期间森林的变化情况。

## 2.4 精度验证

为对汉江流域森林分类结果进行验证，2007 年选取验证点 1155 个，包括 928 个森林点和 227 个非森林验证点；2017 年选取验证点 1900 个，包括 1407 个森林点和 493 个非森林验证点。结合验证点、不同数据源森林分类的结果和野外实地考察，使用总体分类精度、Kappa 系数、错分误差和漏分误差对不同数据源分类结果进行精度验证和对比。

# 3 结果与分析

## 3.1 实验结果

图 4 给出了不同数据源的分类结果图，可以看出，2007 年单独使用 ALOS 数据分类(C 图)得到的森林分类图仍然存在明显的噪声，结果明显不如结合两种数据(E 图)和使用 Landsat 数据(A 图)分类的森林效果好，这主要是由于雷达数据为年度全球拼接数据，而研究区区域较大，拼接季节、植被物候期等存在差异，导致中值滤波处理效果不佳。2017 年使用 ALOS 数据分类(D 图)的森林面积比结合两种数据(F 图)和使用 Landsat 数据(B 图)分类的森林面积略大。表 3 为不同数据源的分类精度及森林面积统计结果，可以看出，2007 与 2017 年结合两种数据分类的整体分类精度分别为 98.0%和 98.6%，Kappa 系数分别是 93.4%和 96.3%，均高于使用单一数据的结果；同时，2007 与 2017 年结合数据分类的错分误差分别是 1.4%和 0.6%，漏分误差分别为 1.1%和 1.0%，均小于单一数据的分类误差。

在 3 种方法中，使用单一 ALOS 数据的分类精度最低，主要是由于本研究中使用的 ALOS 数据为年度合成数据集，在不同区域，数据的实际获取时相存在较大的不一致，另外，虽然 ALOS 数据具有几何信息，但是参与分类的特征指数仅有 3 个，森林特别容易与农田、人工表面混淆；使用单一 Landsat 数据分类的分类精度比使用单一 ALOS 数据的分类精度高，主要是因为 Landsat 数据包含了丰富的光谱信息，在进行数据合成中，能够选择质量较好的数据供本次实验使用。相对而言，结合 Landsat 数据与 ALOS 数据可以有效的利用两种数据中包含的光谱信息和几何信息，能够很好的克服使用单一数据的不足，不论在整体分类精度方面，还是在错分误差和漏分误差方面，都体现了明显的优势。

表 3 2007/2017 年不同数据源精度及面积统计

数据类型	整体精度		Kappa 系数		错分误差		漏分误差		森林面积 (km <sup>2</sup> )	
	2007	2017	2007	2017	2007	2017	2007	2017	2007	2017
Landsat & PALSAR/PALSAR-2	98.0%	98.6%	93.4%	96.3%	1.4%	0.6%	1.1%	1.0%	106989.57	112642.77
Landsat	95.7%	97.8%	85.8%	94.4%	1.5%	1.8%	3.7%	1.1%	107632.69	114578.59
PALSAR/PALSAR <sup>^</sup>	91.7%	93.4%	73.8%	84.3%	5.3%	4.2%	5.1%	3.9%	80068.97	122191.19

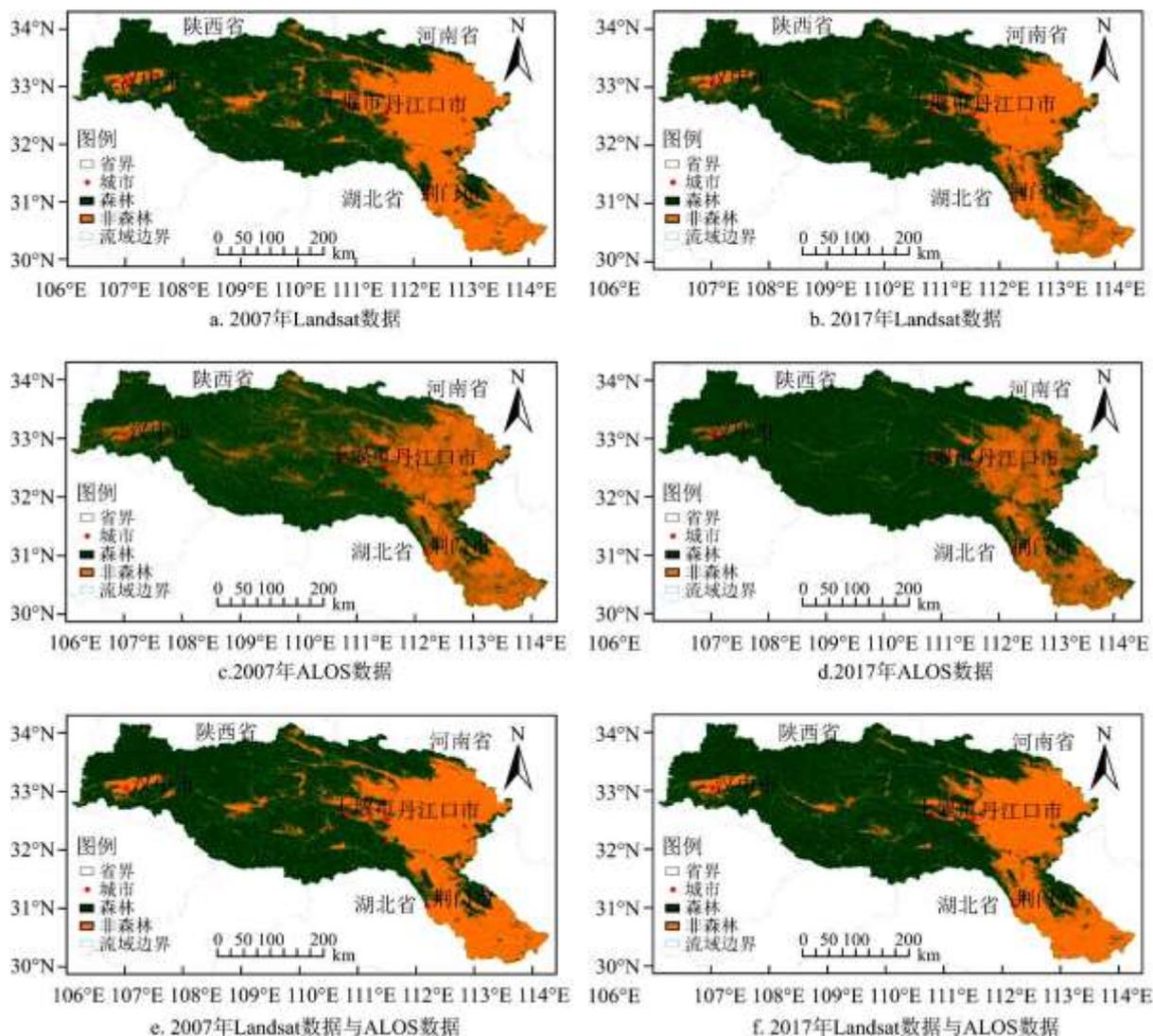


图4 不同数据源分类结果

(a. 2007年 Landsat 数据分类图, b. 2017年 Landsat 数据分类图, c. 2007年 PALSAR 数据分类图, d. 2017年 Landsat 数据分类图, e. 2007年基于 Landsat 数据与 PALSAR 数据分类图, f. 2017年基于 Landsat 数据与 PALSAR-2 数据分类图)

### 3.2 森林变化监测

如图5所示,在2007~2017年间,汉江流域森林和非森林绝大部分地区是处于不变状态;在河南省的西峡县、南召县和丹江口水库一带有较多的非森林转为了森林(A、B、C区域);湖北省的荆门市、十堰市和陕西省的汉中市一带有明显的森林向非森林转变现象(D、E、F区域)。表4为2007~2017年森林与非森林变化统计表,可以看出森林和非森林大部分维持不变,面积为146354.40km<sup>2</sup>,占汉江流域总面积的94.10%;非森林向森林变化的面积是7412.34km<sup>2</sup>,占汉江流域总面积的4.77%;森林转为非森林面积为1759.13km<sup>2</sup>,占汉江流域总面积的1.13%。

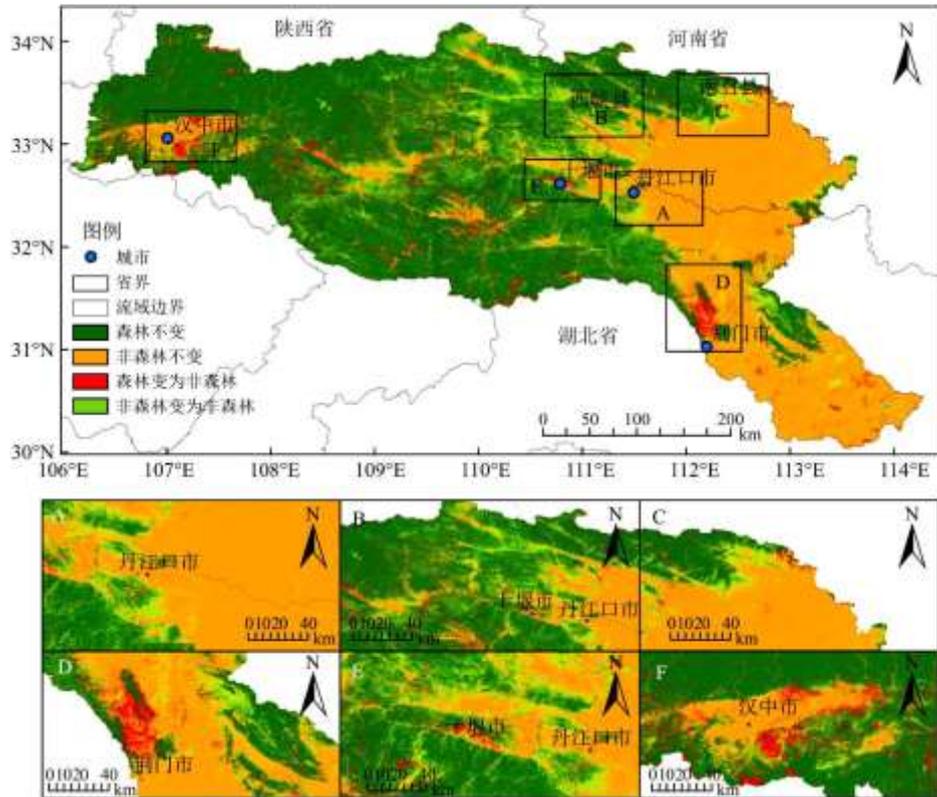


图 5 2007~2017 年森林与非森林变化图

表 4 2007~2017 年森林与非森林统计表

森林与非森林变化状态	面积(km <sup>2</sup> )	所占比例(%)
森林不变(Unchanging forest)	105230.43	67.66
森林变为非森林(Forest to Non-forest)	1759.13	1.13
非森林不变(Unchanging Non-forest)	41123.97	26.44
非森林变为森林(Non-Forest to forest)	7412.34	4.77

### 3.3 森林变化驱动力

总体来看，由于国家、政府和人民为保护环境实施的各种植树造林，封山育林和退耕还林政策，使 2007~2017 年 10 年间，汉江流域森林面积呈整体增加状态，森林面积净增加达到 5653.21km<sup>2</sup>。

其中，河南的西峡县(图 5B 图)、南召县(图 5C 图)和丹江口水库(图 5A 图)一带森林明显增多。河南省政府在此期间做出建设林业生态省的重大战略决策，批准实施的各项生态建设规划取得了显著成效。同时，2007~2017 这 10 年期间，由于南水北调工程的实施，在丹江口水库附近，国家和政府大力开展库区增绿，实行退耕还林与封山育林政策，退耕还林工程和天然林保护工程在丹江口水库附近建立起生态屏障，十年间树木增长快速，在 2016 年丹江口全市建成了省级森林城市，这些均成为森林增

多的推动力。

在湖北省的荆门市(图 5D 图)、十堰市(图 5E 图)和陕西省的汉中市(图 5F 图)一带,出现了森林向非森林转变的现象<sup>[20]</sup>。荆门市在 2007~2017 年 10 年间大力实施工业强镇战略,积极发展民营经济,导致经济发展迅速,人口增多,森林用地转化为农田和居住用地<sup>[21,22]</sup>;十堰市的森林减少主要是因为丹江口水库大坝的加高,农田和森林被淹没,移民接近几十万余人;汉中市作为陕西省的一个地级市,人口的增加加速了经济的发展,需要大片土地作为生活、工业所需,用地类型的转型致使非森林增多。

## 4 结论与讨论

本研究以汉江流域为研究区域,结合 2007 与 2017 年的 Landsat 光学遥感影像数据和 ALOS 雷达遥感影像数据,通过随机森林分类算法,实现汉江流域森林覆盖精细化提取,进而分析汉江流域 2007~2017 年森林覆盖变化情况。结果表明,基于 Landsat 数据和 ALOS 数据进行森林覆盖信息的提取,可以在结果的精度方面得到有效提升;并得出由于国家政策的扶持,保护环境政策的实施,森林变化的总趋势是汉江流域森林面积呈增加状态,但是由于经济的发展,在荆门、十堰和汉中等地区,也出现了明显的森林减少情况。

但本文由于受到各方面的限制,研究不够深入:由于 ALOS 数据的限制,本研究只选取 2007 与 2017 年两年的数据,不能对每年的森林变化进行监测,下一步将继续挖掘新的高分辨率遥感数据源,尤其是雷达遥感数据源,做到对每年的森林覆盖区域进行年度高精度提取与变化监测,从而制作汉江流域森林高精度高分辨率森林覆盖数据集。在以后研究中将结合其他遥感数据,获得更加完整科学的森林时空变化,为森林监测提供更加准确的数据。联合光学与雷达数据在森林信息提取方面均具有可靠性,下一步将继续融合不同数据源以及植被光谱、结构、物候等多种特征,有效整合不同数据源优势,进一步提高森林信息提取的精度,这是需要以后研究工作的重点与难点。

### 参考文献:

- [1] 吴霜, 延晓冬, 张丽娟. 中国森林生态系统能值与服务功能价值的关系[J]. 地理学报, 2014, 69(3): 334-342.
- [2] 楚鑫磊, 李乐, 曾立雄, 等. 三峡库区建坝前后森林生态系统服务动态[J]. 长江流域资源与环境, 2019, 28(8): 1977-1986.
- [3] 李岩, 王珂, 才琪, 等. 浙江省县域森林生态承载力评价及时空演变分析[J]. 长江流域资源与环境, 2019, 28(3): 554-564.
- [4] 赵旦, 张淼, 于名召, 等. 汶川地震灾后农田和森林植被恢复遥感监测[J]. 遥感学报, 2014, 18(4): 958-970.
- [5] 李洛晞, 沈润平, 李鑫慧, 等. 基于 MODIS 时间序列森林扰动监测指数比较研究[J]. 遥感技术与应用, 2016, 31(6): 1083-1090.
- [6] 黄春波, 佘袁勇, 周志翔, 等. 基于时间序列统计特性的森林变化监测[J]. 遥感学报, 2015, 19(4): 657-668.
- [7] 谢登峰, 张锦水, 潘耀忠, 等. Landsat 8 和 MODIS 融合构建高时空分辨率数据识别秋粮作物[J]. 遥感学报, 2015, 19(5): 791-805.
- [8] 冯琦, 陈尔学, 李文梅, 等. 基于 ALOS PALSAR 数据的热带森林制图技术研究[J]. 遥感技术与应用, 2012, 27(3): 436-442.
- [9] QIN Y W, XIAO X M, DONG J W, et al. Forest cover maps of China in 2010 from multiple approaches and data

---

sources:PALSAR,Landsat,MODIS,FRA,and NFI [J].ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing,2015,109,1-16.

[10]ZHANG Y H,LING F,GILES M.FOODY,et al.Mapping annual forest cover by fusing PALSAR/PALSAR-2 and MODIS NDVI during 2007-2016 [J].Remote Sensing of Environment,2019,224,74-91.

[11]杨智奇.融合多源遥感数据的黄土高原森林提取及与现有产品的比较研究[D].中国地质大学(北京),2018.

[12]智长贵,黄国胜,曾伟生.基于遥感影像与整群抽样的丹江口库区及上游森林资源监测方法研究[J].林业资源管理,2016(5):34-38.

[13]胡砚霞,黄进良,杜耘,等.2000~2015年丹江口库区植被覆盖时空变化趋势及其成因分析[J].长江流域资源与环境,2018,27(4):862-872.

[14]李彩霞,邓帆,张佳华.基于时序植被指数的湖北省物候空间特征分析[J].长江流域资源与环境,2019,28(7):1583-1589.

[15]CHEN B Q,XIAO X M,LI X P.A mangrove forest map of China in 2015:Analysis of time series Landsat 7/8 and Sentinel-1A imagery in Google Earth Engine cloud computing platform [J].ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing,2017,131,104-120.

[16]ALEXANDRE BOUVET,STÉPHANE MERMOZ,THUY LE TOAN,et al.An above-ground biomass map of African savannahs and woodlands at 25m resolution derived from ALOS PALSAR [J].Remote Sensing of Environment,2018,206,156-173.

[17]CHEN B Q,LI X P,XIAO X M.Mapping tropical forests and deciduous rubber plantations in Hainan Island,China by integrating PALSAR 25-m and multi-temporal Landsat images [J].International Journal of Applied Earth Observations and Geoinformation,2016,50,117-130.

[18]徐乔,张霄,余绍淮,等.综合多特征的极化 SAR 图像随机森林分类算法[J].遥感学报,2019,23(4):685-694.

[19]凌飞龙,李增元,陈尔学,等.Envisat ASAR 的区域森林——非森林制图[J].遥感学报,2012,16(5):1100-1113.

[20]陈万旭,李江风,冉端.长江中游城市群土地利用转型和城镇化之间的空间关系[J].长江流域资源与环境,2019,28(5):1036-1048.

[21]王凯,甘畅,王梦晗,等.湖北省旅游扶贫效率时空格局及其影响因素[J].长江流域资源与环境,2019,28(4):863-871.

[22]王晓瑞,隋雪艳,林晨,等.长江中下游低山丘陵区土地整治对区域水土流失变化的影响机制研究[J].长江流域资源与环境,2019,28(4):893-902.