

基于GEE的中国亚热带森林退化时空特征及驱动因素分析

李正艳, 张爱竹, 孙根云

中国石油大学(华东) 海洋与空间信息学院, 青岛 266580

摘要: 森林资源在应对全球气候变化、维系生物多样性、实现生态文明建设等领域发挥着关键作用。中国亚热带森林占全国总量的44%, 保护亚热带森林资源对于实现中国可持续发展目标具有重要意义。然而近30年来, 自然条件变化和人类活动的叠加, 对亚热带森林构成了严重威胁。为明确中国亚热带森林退化趋势, 本研究利用中国年度土地覆盖数据CLCD (Annual China Land Cover Dataset) 长时序遥感产品, 结合掩膜提取、莫兰指数和交互作用探测等分析方法, 基于谷歌地球引擎GEE (Google Earth Engine) 遥感云计算平台分析了1990—2020年中国亚热带森林退化的时空分布特征及其驱动因素。结果表明: (1) 1990年以来, 中国亚热带森林退化面积达2539.63万 hm^2 , 相当于全国森林总量的17.96%, 其中38%转变为耕地和草地; (2) 空间呈东北向西南递增, 分布呈高值、低值、高低、低高聚类且具有一定的空间自相关性; (3) 退化主要在海拔2250 m以下、坡度小于 50° 的地区, 区域海拔与坡度均呈倒U型分布, 波峰分别出现在150 m和 8° ; (4) 单驱动因素对于退化的影响并不明显, 但坡度与人均GDP共同作用对1990—2019年中国亚热带森林退化影响 q 值高达0.96。

关键词: 中国亚热带, 谷歌地球引擎, 森林退化, 地理探测器, Moran's I, 驱动因素

中图分类号: TP79/S771.8/P2

引用格式: 李正艳, 张爱竹, 孙根云. 2026. 基于GEE的中国亚热带森林退化时空特征及驱动因素分析. 遥感学报, 30(5): 1262-1272

Li Z Y, Zhang A Z and Sun G Y. 2026. Spatial and temporal characteristics and drivers of forest degradation in subtropical China based on GEE. National Remote Sensing Bulletin, 30(5): 1262-1272 [DOI: 10.11834/jrs.20263155]

1 引言

森林覆盖全球约1/3的地表(徐德应, 2002), 不仅能提供水源涵养、固碳、气候调节等多种生态系统服务(Allen等, 2010; Pan等, 2011), 而且具有重要的经济和文化价值(Hanewinkel等, 2013)。中国亚热带是中国森林资源重要分布区, 其森林面积约占全国总量的44%(Gong等, 2019)。近年来, 中国亚热带地区城市化进程加速和极端天气频发等因素(吴立新等, 2022)导致了越来越多的毁林事件, 对中国森林生态系统构成了极大威胁。森林生态系统退化是指人类活动的干扰(如乱砍滥伐、开垦以及不合理经营等)或自然因素(如火灾、虫害和大面积塌方等)对原生森林

生态系统造成的破坏, 导致该生态系统逆向演变(刘国华等, 2000)。从时空角度探究中国亚热带森林退化相关问题, 有利于掌握森林退化的时间变化特征和空间异质性规律, 对于实现中国可持续发展目标、落实生态文明建设战略具有重要意义。

传统的森林资源监测依赖于现场调查, 工作量大、经济成本高、时效性差。与之相比, 遥感具有覆盖范围广、重访周期短、数据客观真实等优点, 已成为动态和定期监测森林资源变化最有效的手段(史良树, 2004; 吴楠等, 2017)。因此, 长时序遥感影像已成为表征森林覆盖率和监测不同尺度、不同时相森林资源变化的主要数据源(Frappart等, 2020; Gong等, 2013)。特别是Google Earth Engine (GEE) 等遥感大数据和云计

收稿日期: 2024-05-15; 预印本: 2025-09-23

基金项目: 国家自然科学基金(编号:42371350, 42271347); 山东省自然科学基金(编号:ZR2024MD030, ZR2024MD095)

第一作者简介: 李正艳, 研究方向为林业激光雷达遥感。E-mail: 3140905501@qq.com

通信作者简介: 孙根云, 研究方向为热带亚热带遥感、遥感大数据智能处理。E-mail: genyunsun@163.com

算平台的蓬勃发展，为大尺度、长时序海量遥感数据的计算分析与可视化带来极大的便利（Amani等，2020；Gorelick等，2017；付东杰等，2021）。目前，已有学者利用GEE云计算平台开展了土地覆盖制图研究（Zanaga等，2021）。并提出了满足森林动态监测需求的多时相土地覆盖产品（Yang和Huang，2021；Brown等，2022）。此外，也有学者在全球或区域的高精度森林覆盖变化制图方面取得丰硕成果（Shimada等，2014；Hansen等，2013）。这些产品为明确中国亚热带森林退化的时间变化特征、空间异质性及其驱动因素提供了重要的数据支撑。

国际上，已有学者探究了全球森林长时序分布问题（Shimada等，2014；Liu等，2020；Yang和Huang，2021）。对森林退化的研究通常对某个地区的森林时间变化特征进行定量分析（曹荣青等，2019），利用聚类分析和地理加权回归等探索空间异质性（陈倩婷等，2021；祝新明等，2021），应用统计学进一步探究森林退化获得其影响机制（王淑静等，2021）。但是极少利用空间自相关理论针对大尺度森林退化问题展开探索。空间自相关性分析可以在中高空间分辨率下研究，并且比聚类分析更加精细，比地理加权回归更能够探索相关性存在和水平（唐志鹏等，2017）。相比单因素分析，交互作用探测已被证明在研究自然和人文因素的影响时能够增强对结果的解释力（王劲峰和徐成东，2017；聂桐等，2024）。中国亚热带本身具备监测区域广、监测要素多、环境变化快等基本特征（吴立新等，2022）。迄今为止，中国亚热带森林整体退化的时间变化特征、空间异质性、驱动因素以及取代森林的土地利用类型等详细信息尚未明确。利用遥感产品和遥感分析方法研究中国亚热带森林退化时空特征并分析其驱动因素可为中国管理森林资源和实现可持续发展提供有效支撑。

鉴于此，本研究基于GEE云计算平台，利用掩膜提取、莫兰指数、交互作用探测等分析方法研究中国亚热带1990—2019年森林退化时空变化特征及驱动因素。首先，利用1990—2019年年度土地覆盖数据产品CLCD（Annual China Land Cover Dataset）和辅助数据，分析中国亚热带森林退化的时间变化特征和空间异质性，并结合2020年CLCD确定1990—2019年退化区转换的土地利用类

型，最后，利用莫兰指数和地理探测器交互作用方法，分析空间自相关性与交互因素对森林退化的影响，旨在为保护亚热带森林资源提供理论依据和数据支撑。

2 研究区概况、数据来源与研究方法

2.1 研究区概况

中国亚热带位于 $21^{\circ}23'—33^{\circ}50'N$ ， $91^{\circ}33'—122^{\circ}20'E$ ，南起雷州半岛、北至秦岭—淮河一线，西起横断山脉、东达东海沿岸（竺可桢，1958）。地形差异明显，以丘陵和山地为主，土地覆盖类型复杂，包括林地、耕地、草地等。该区域社会经济发展差异显著，人口约占全国50%，建设用地扩展与经济增长速度快，人类活动对森林干扰强烈。同时，受季风气候与复杂地形影响，降水丰富且自然灾害频发（吴立新等，2022）。近30年来，森林退化规模达全国森林总面积的17.96%，退化现象在时空分布上高度不均衡，西南省份尤为严重，且呈现显著的空间聚集性。热量资源丰富、年平均温度 $13—20^{\circ}C$ 。亚热带森林占全国总量的44%，是国家重要的生态安全屏障和碳汇。然而，城市化进程、经济发展和不恰当的土地管理等导致亚热带森林资源遭受了严重退化（吴立新等，2022）。过去30年，中国亚热带区域升温速率为 $0.26^{\circ}C/10$ 年、经济建设用地增幅高达60.25%、人均GDP与2000年相比增加10.8倍（王淑静等，2021）。1990年以来，中国亚热带森林退化面积相当于全国森林总量的17.96%。但是，关于中国亚热带森林退化时空特征及驱动因素分析的工作还未见报道。

2.2 数据来源

为了保证时间序列森林覆盖的可对比性，本研究利用同分类方法、同时间分辨率、同空间分辨率条件下的土地覆盖产品作为分析中国亚热带森林退化的基础数据，即武汉大学Yang和Huang（2021）生产的中国年度土地覆盖数据产品CLCD。该数据集基于Landsat卫星遥感影像，利用随机森林分类器生成，并通过时空滤波与逻辑推理方法优化，显著提高了分类结果的时空一致性。CLCD覆盖时段为1990—2020年，空间分辨率为30 m，包含农田、森林、灌木、草地、水体、冰雪、不

透水面、裸地及湿地共9类地物，总体分类精度达80%。辅助数据包括：SRTM生产的30 m分辨率全球数字高程模型（DEM）用于地形分析，人口密度和人均GDP数据均来自统计年鉴，中国行政区划基础地理数据来源于《国家基础地理信息系统数据》。

2.3 研究方法

本研究基于掩膜提取、空间自相关性和地理探测器等遥感技术分析了我国亚热带1990—2020年森林退化的时间变化特征、空间异质性规律及其

交互驱动因素。如图1所示，主要包含一下4个部分：（1）森林退化时空变化特征。基于GEE遥感云计算平台提取了长时序中国亚热带CLCD森林区域，分析30年各省森林变化特征；（2）森林退化的空间自相关性。结合局部和全局Moran's I 分析1990—2019年中国亚热带森林退化的空间异质性；（3）森林退化区土地利用类型转换。利用2020年CLCD土地覆盖产品确定取代森林退化地区最终的土地利用类型以及各自占比；（4）地理探测器的交互作用。利用地理探测器突出交互探测因素对于中国亚热带森林退化的影响。

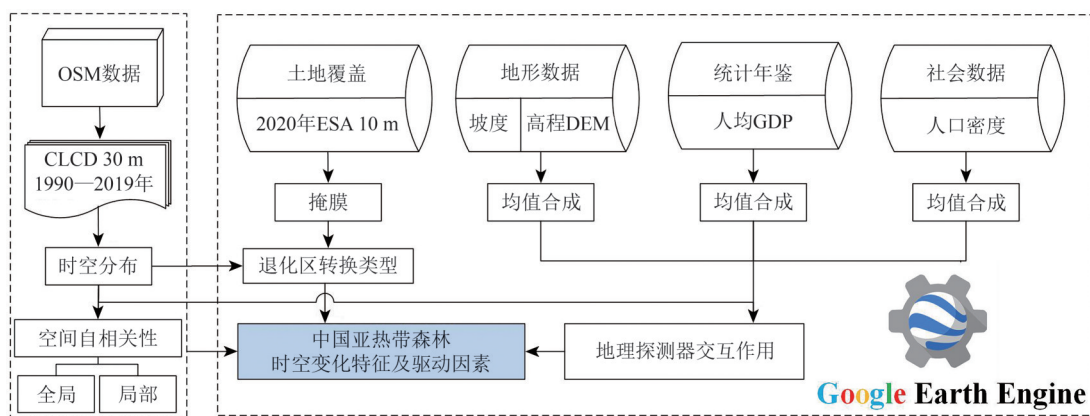


图1 中国亚热带森林退化时空特征及驱动因素分析流程图

Fig. 1 Analysis of spatial and temporal characteristics and drivers of subtropical forest degradation in China flowchart

2.3.1 亚热带长时序森林数据处理

首先，利用GEE遥感云计算平台获取中国1990—2020土地分类数据集CLCD；其次，使用行政区划矢量图提取了中国亚热带地区的遥感土地覆盖产品；最后，选择了ID为2的分类来掩模非森林分布，基于GEE遥感云计算平台利用JavaScript并结合各省的行政区划矢量分析了亚热带1990—2019年森林退化时空特征。

为进一步分析中国亚热带森林退化面积与海拔和坡度的关系，同时考虑到中国亚热带东西部地形存在较大差异，本研究以海拔50 m、坡度 1° 为单位间隔，分析不同海拔与坡度间隔内的森林退化面积。

2.3.2 中国亚热带森林退化的空间自相关分析

中国亚热带范围广阔、气候条件适宜、生态资源丰富（吴立新等，2022）。由于不同地区之间生态和社会经济条件差异较大，其森林退化状况

也各异。通过空间自相关方法可以探究森林退化分布规律和趋势，并为制定合理的生态保护和管策略提供科学依据。本文利用全局莫兰指数（Moran's I ）和局部Moran's I 指标评估中国亚热带森林退化。

首先，全局Moran's I 确定森林退化是否存在空间自相关性（Moran, 1950; Li等, 2007）。计算公式如下：

$$I = \frac{n \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} (x_i - \bar{x})(y_j - \bar{y})}{S_0 \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad (1)$$

式中， n 为空间单元总数； x_i 、 x_j 分别为空间第 i 个像元、第 j 个单元上的属性值； w_{ij} 为空间权重值，分子反映空间单元属性值的“协同变化”强度，分母 S_0 为所有空间权重的聚合， $\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2$ 为属性值的总体方差，二者共同标准化分子，使 I 值取值范围限定在 $[-1, 1]$ 。全局Moran's I 输出包括

Moran's I 、 Z 得分和 P 值。其中Moran's I 取值范围为 $[-1, 1]$ ，当Moran's $I > 0$ 时，表示该地及邻区森林损失面积相对较大；Moran's I 接近于0时，则表示森林退化随机分布，无空间相关性。 P 用以检验显著统计性， P 值越小置信度越高。 Z 得分为标准差， Z 得分 > 1.96 ，在 $P < 0.05$ 的显著性水平下，若 Z 得分 > 1.96 ，表明存在显著的高高或低低聚类；若 Z 得分 < -1.96 ，则表明存在显著的高低或低高聚类；而当 Z 值为 $-1.96 \sim 1.96$ 时，则认为空间自相关性较弱。

局部Moran's I 用于识别森林退化的具体聚类区域及其强度，其结果常通过局部空间关联指标LISA (Local Indicators of Spatial Association) 聚类图进行可视化，有助于更精确地揭示中国亚热带森林退化的空间分布格局。

2.3.3 中国亚热带森林退化交互作用探测

考虑到中国亚热带受到自然景观多样、人地交互强烈以及环境复杂等综合因素的影响 (吴立

新等, 2022)，本研究使用地理探测器交互作用 (王劲峰和徐成东, 2017)，分析各因素之间的协同作用，以确定它们对森林退化的影响程度。其大小用 q 值来度量，取值范围为 $[0, 1]$ 。

$$q = 1 - \frac{\sum_{h=1}^L N_h \sigma_h^2}{N \sigma^2} = 1 - \frac{SSW}{SST} \quad (2)$$

$$SSW = \sum_{h=1}^L N_h \sigma_h^2, SST = N \sigma^2 \quad (3)$$

式中， $h = 1, 2, \dots, n$ ； L 为被解释变量 Y 或影响因素 X 的分层值； N_h 和 N 分别为层 h 和研究区的单元数； σ_h^2 和 σ^2 分别是层 h 和研究区的 Y 的方差； SSW 和 SST 分别为层内方差之和和全研究区总方差。交互探测作用在于评估不同因素共同作用是否会增加或减弱对森林退化面积的影响力，或这些单因素对于森林退化面积的影响是否相互独立。如图2所示，该方法首先分别计算出 $q(X_1)$ 和 $q(X_2)$ ，其次将 X_1 和 X_2 这2个图层叠加得到新图层 $X_1 \cap X_2$ ， $q(X_1 \cap X_2)$ 即为单因素 X_1 与 X_2 共同作用于森林退化面积的影响力。

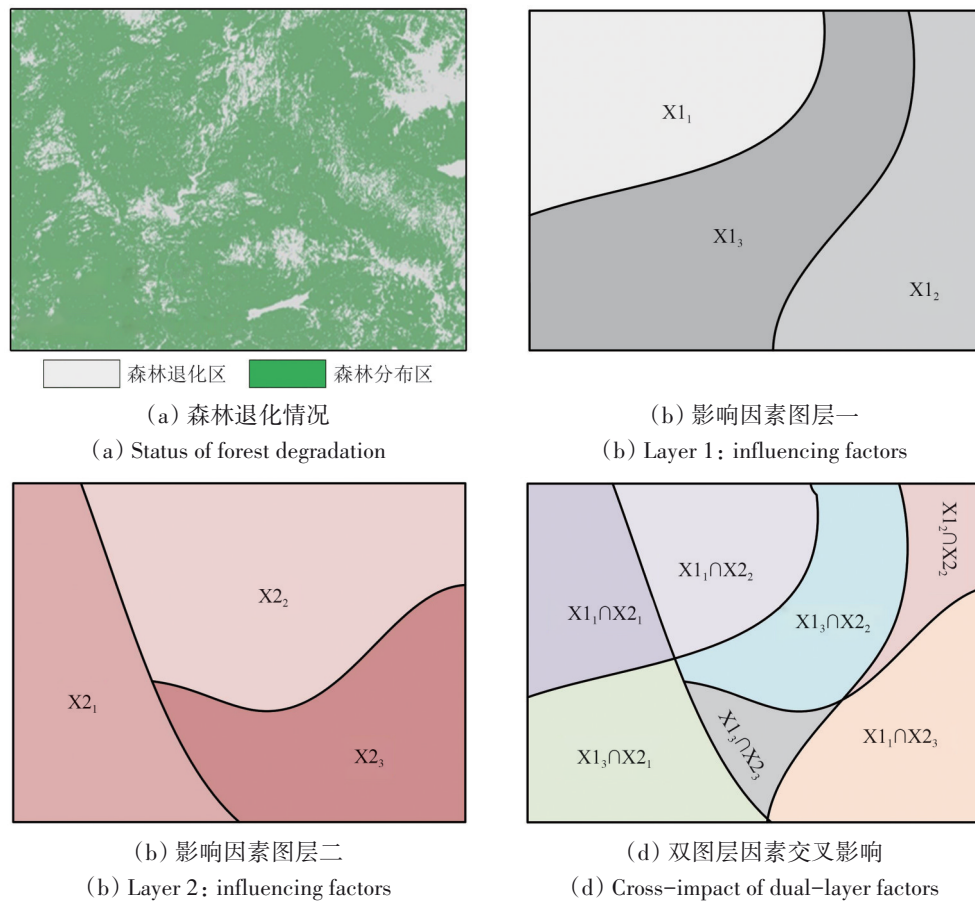


图2 地理探测器
Fig. 2 Geographic detector

3 结果与分析

3.1 中国亚热带森林退化的时空分布特征

本研究以5年为时间分辨率分析森林退化时空分布特征,其中30年累计损失森林面积为25396283.75 hm²,占1990年森林覆盖面积的17.96%,平均每年损失森林面积846542.79 hm²。其中:1990—2019年退化程度表现为先增加后减小趋势,在2010—2015年达到退化峰值5225974.73 hm²;2015—2019年大幅下降至3293452.68 hm²。总之,

1990—2019年整体退化面积10826773.43 hm²,占1990年森林覆盖面积的7.66%,平均每年损失森林面积360892.45 hm²。

1990—2019年中国亚热带21个省级行政区划单位森林退化在空间分布方面极不平衡(图3),退化较为严重的是云南省、广西壮族自治区、贵州省、湖南省以及四川省。其中,云南省最为严重,从1990—2019年共损失1475040.00 hm²,占总损失的17.58%,平均每年损失63453.33 hm²。从整体分布上看,西南地区比起东部沿海城市和中部经济展区退化更为严重,并逐渐向西南地区聚拢。

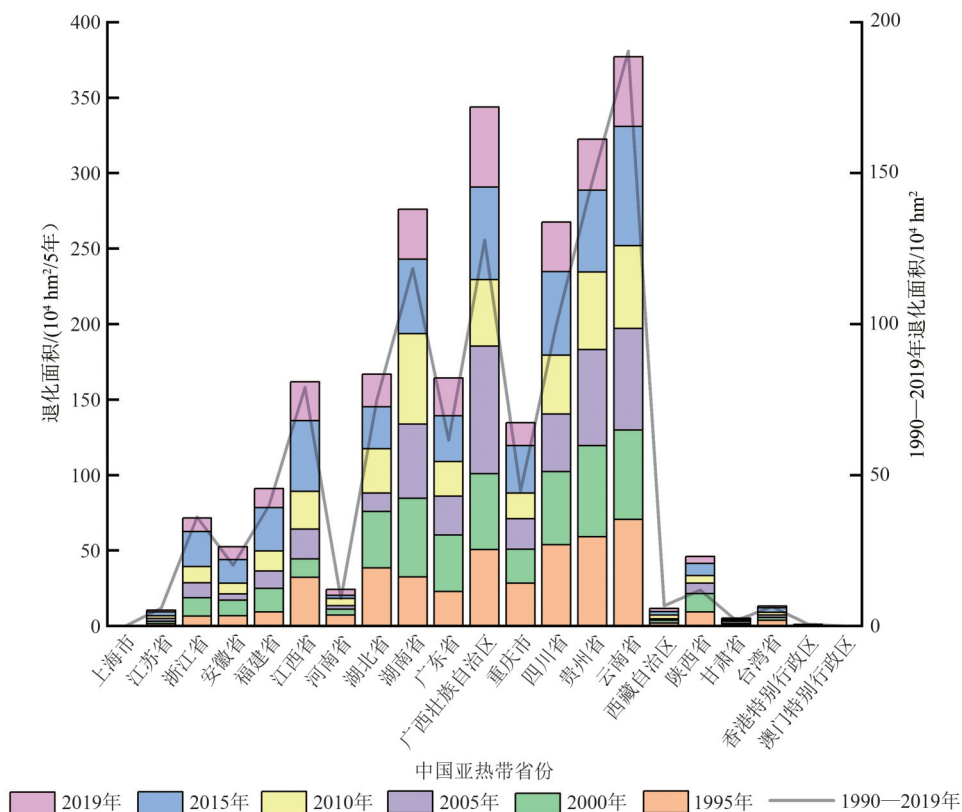


图3 1990—2019年中国亚热带森林退化时空分布

Fig. 3 Spatial and temporal distribution of forest degradation in subtropical China from 1990 to 2019

3.2 中国亚热带森林退化的转换类型分析

为了详细了解中国亚热带森林退化区的转换情况,利用2020年CLCD土地利用覆盖图,确定了1990—2019年森林退化地区最终转变成的土地利用类型占比,详见图4。可见:(1)中国亚热带森林退化地区大部分(45.89%)又再生为林地,其中,四川省表现最为明显,占比65.29%,其次为广西壮族自治区占比约54.15%;(2)整体21.11%转变为草地,其中贵州省、云南省较为显著,分

别占比32.27%、29.49%;(3)17.42%转换为耕地,其中云南省最为明显占比22.45%;9.98%变为荒地;(4)5.12%转换为不透水面;(5)其他土地利用类型占比均<1%。森林资源转变过程与中国近年来的人类社会和自然活动息息相关,中国南方森林火灾形势严峻,据中国林业统计年鉴,年过火面积达8665 hm²,占全国森林火灾总面积的62.12%。火烧迹地通常首先被草本植被覆盖,而森林能否有效恢复则受火灾强度、持续时间、林

型及发生季节等多种因素影响。例如，在贵州和云南，分别有 32.27% 和 29.49% 的退化森林转为草地。此外森林资源退化与城市化进程快速推进密不可分，在中国亚热带森林转换为不透水面以湖南省最为突出，其森林资源转换约占比为 8.15%，建设用地持续扩张不断侵占周边林地，进而引发森林退化等一系列生态环境问题。

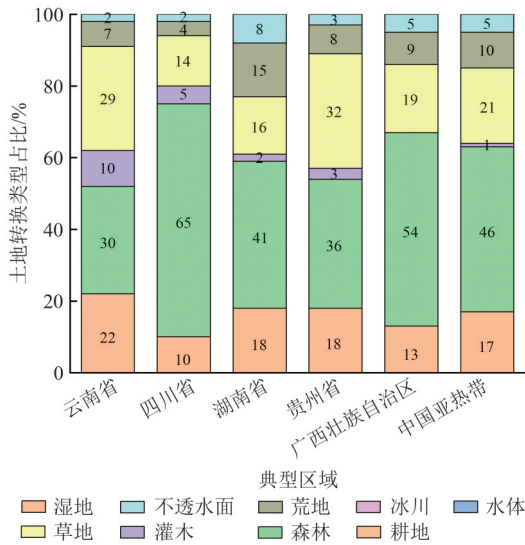


图 4 土地利用类型转换

Fig. 4 Land use type conversion

3.3 中国亚热带森林退化空间自相关性分析

自相关性分析是指某区域事件发生的概率与

其相邻区域状况的相关性程度，以 Moran's *I* LISA 聚集图以及冷热点作为评价指标，结果见图 5 和图 6。可见：贵州省处于森林退化热点区，其次是云南省、重庆市和广西壮族自治区；浙江省、福建省和江西省一直为森林退化冷点区。其中：贵州省 1990—2019 年一直表现为高高聚集，说明该地区在整个阶段森林退化面积和相邻省份的退化面积都较为显著，成为森林资源管理的重点关注省份；江西省在 1990—1995 年为高低聚集，表明江西省在该阶段退化严重但其周围省份退化面积相对较少；江苏省和浙江省森林退化现象表现为低低聚集，即自身以及周围省份的森林退化面积均不显著；西藏自治区变现为低高聚集，即西藏森林退化现象不明显但其周围省份为森林退化高风险区域。以 5 年作为时间分辨率、以省级行政区为空间分辨率，计算中国亚热带森林退化的全局 Moran's *I*，并且在 $P < 0.05$ 的显著水平下检验结果图 7。可见全局 Moran's *I* 均 > 0 ，即中国亚热带森林退化现象具有明显的空间正相关性。其中，2000—2005 年、2015—2019 年的全局 Moran's *I* 相对上个时期明显下降，说明这 2 个阶段中国亚热带森林退化的空间正相关性相对较弱。但整体 *Z* 值均高于 1.96，即 5% 的置信区间，这表明 1990—2019 年中国亚热带森林随机离散退化的可能性极小，即森林退化在空间分布上具有明显的聚集现象。

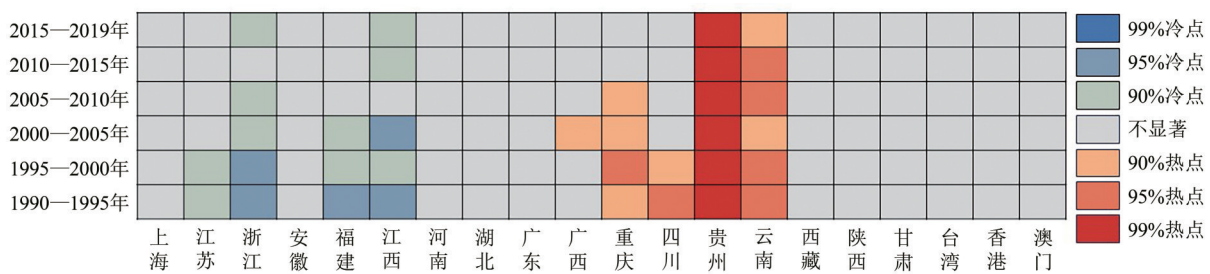


图 5 冷热点分析

Fig. 5 Cold hotspot analysis

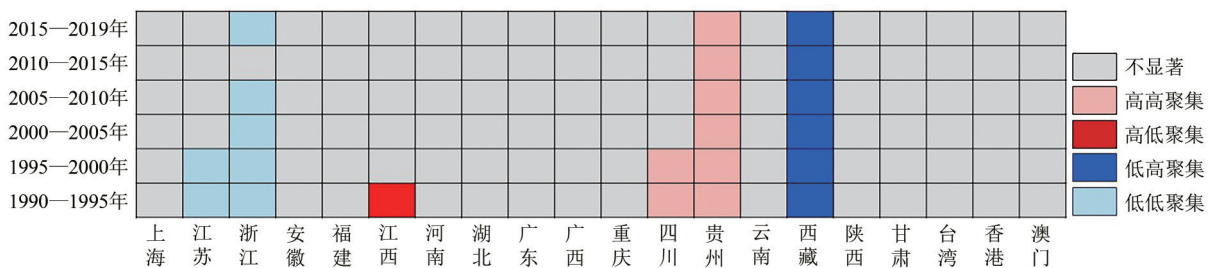


图 6 局部 Moran's *I* LISA 聚集图

Fig. 6 Local Moran's *I* LISA gathering chart

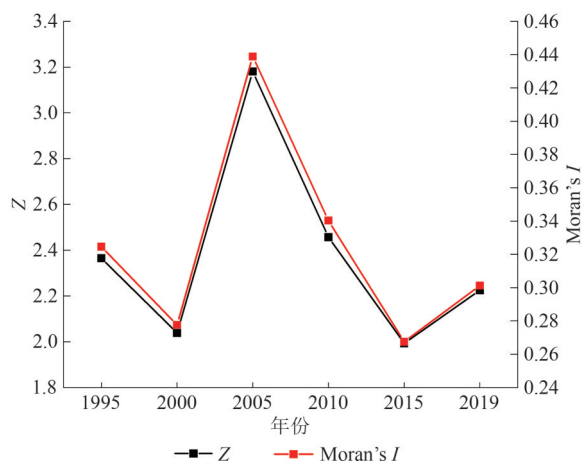


图7 全局Moran's I与Z值

Fig. 7 Global Moran's I and Z values

3.4 中国亚热带森林退化的交互驱动因素探测

传统以线性模型为基础的地理加权回归只能说明单个因素对被解释变量的影响，而借助非线性模型为基础的地理探测器可以分析交互因素的作用结果。考虑到森林退化时间演变及空间格局受到地理区位、社会经济和区域政策等方面的综合影响，本研究将DEM、坡度、坡向、人口密度和人均GDP作为驱动因素进行分析。基于地理探测器得到的森林退化驱动因素分析结果中，对角线位置表示各单因子的影响强度，其余部分则反映双因子交互作用的影响程度（图8）。

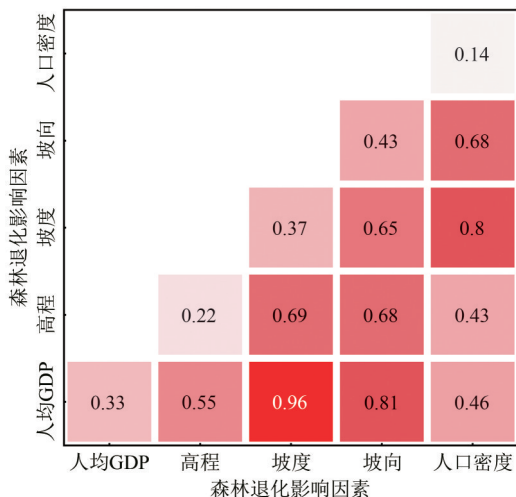


图8 地理探测器交互作用探测

Fig. 8 Geographic probe interaction detection

图中2个因素交互影响值越高，颜色越深

单因子探测结果显示，坡向因子的 $q=0.42743$ 是影响森林退化的主要间接因素，其余因子的 q 值均低于0.4，说明各单因子虽均对退化过程存在一

定影响，但单独作用时的解释力均较弱。在交互作用方面，各驱动因子两两交互后对森林退化的解释力显著增强，其中人均GDP与坡度的交互效应最强($q=0.958666$)，其次为人均GDP与坡向的组合($q=0.812676$)。侧面说明对于森林退化的宏观干预和管理，应该更多关注人均GDP和坡度的影响。在国家推行人口政策与促进经济发展的过程中，需系统评估其对森林退化的潜在影响。当前，人口持续增长与区域经济扩张已成为不可逆转的趋势，此类压力可能加剧对森林的干扰，进而提升资源保护的难度。为实现森林资源的可持续与稳定发展，有必要进一步加强对其保护与管理的重视。

3.5 中国亚热带森林退化的地形分布特点

1990—2019年中国亚热带森林退化的地形分布特点见图9—11。可见：大部分退化区域在DEM 2250 m以下，峰值出现在100—200 m，平均退化DEM在 650 ± 50 m（图9）；1990—2019年中国亚热带森林退化坡度大部分在 40° 以下（图10），峰值出现于 8° 左右，平均退化坡度在 $14\pm 1^\circ$ （图11），各个时间阶段森林退化坡度均呈正态分布。此外，不同地区森林退化高程差异也比较明显（图12）。云南省30年森林退化平均高程为1599 m，贵州省在1044 m左右，四川省约为996 m，而广西壮族自治区和湖南省仅分别为361、280 m。各个时期森林退化DEM范围0—2500 m（图13），湖南省森林退化DEM空间分布范围最小在0—1000 m，广西壮族自治区为0—1500 m，贵州省大约分布0—2500 m，四川省与云南省分布相似在0—3000 m。

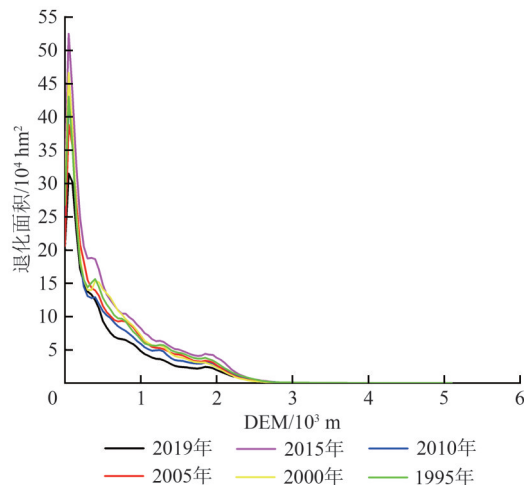


图9 森林退化面积与DEM

Fig. 9 Area of forest degradation and DEM

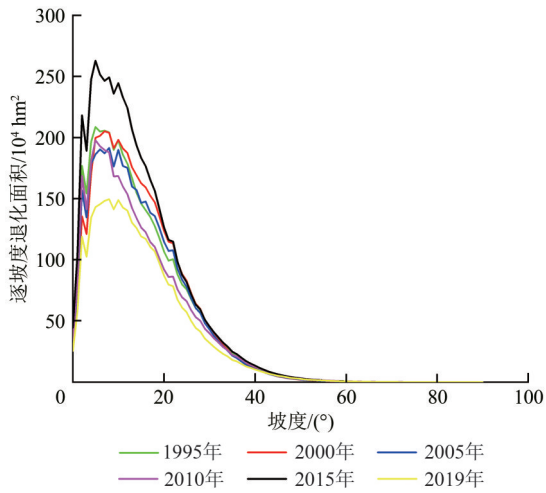


图 10 森林退化面积与坡度

Fig.10 Area and slope of forest degradation

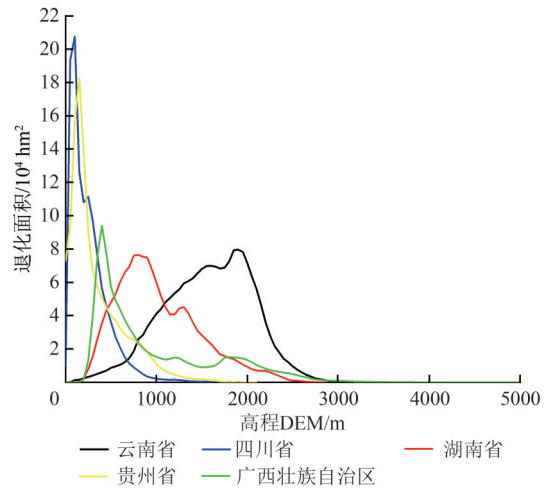


图 13 各省森林退化面积与DEM

Fig. 13 Area of forest degradation by province and DEM

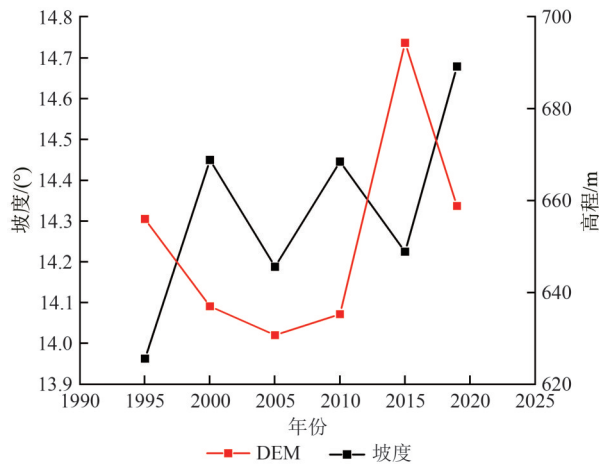


图 11 1995—2019年森林退化平均坡度与DEM

Fig. 11 Mean slope of forest degradation and DEM, 1995—2019

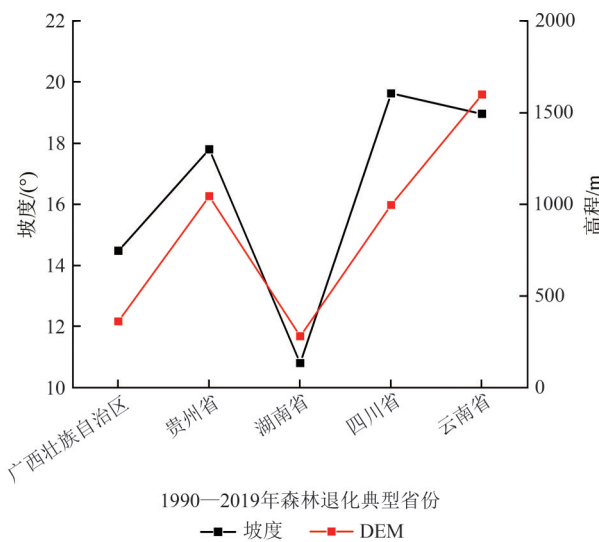


图 12 各省份森林退化面积与坡度、DEM

Fig. 12 Forest degradation area and slope by province, DEM

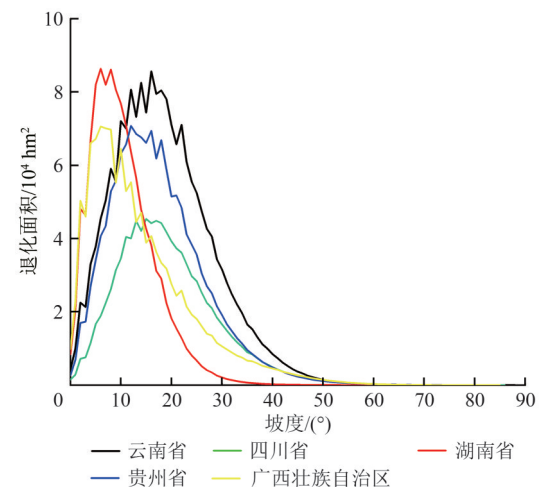


图 14 各省森林退化面积与坡度

Fig. 14 Area of forest degradation and slope by province

与DEM一致，不同省份森林退化坡度差异显著（图13）。其中：四川省1990—2019年森林退化平均坡度为 19.63° ；云南省在 18.96° 左右；贵州省约为 17.80° ；广西壮族自治区和湖南省分别为 14.48° 、 10.80° 。由图14可见：各个时期森林退化坡度范围大致在 $0-50^{\circ}$ ；而空间分布方面湖南省最小在 $0-30^{\circ}$ ，其他退化严重省份分布在 $0-50^{\circ}$ 。从森林退化面积DEM与坡度的时序中不难发现中国亚热带DEM和坡度与森林退化面积成反比，这表明平缓低海拔地区对森林退化影响更大，而这些区域刚好是人口生活区和农田耕地密集区，由森林退化导致的泥石流、滑坡、土壤盐碱化或多或少会对中国亚热带居民生活产生一定的负面影响。DEM和坡度与森林的相互作用也会影响云雨的形成，对中国亚热带气候环境构成严重的威胁。

4 结 论

本研究主要是基于GEE遥感云计算平台利用1990—2020年CLCD遥感产品结合提取掩膜计算、空间自相关理论与交互作用探测等遥感方法对中国亚热带森林退化的时空地形分布特征与影响因素进行了分析。主要结论如下：(1) 中国亚热带森林1990—2019年累计退化面积约占1990年中国森林总覆盖面积的1/5，空间分布上极不均衡且呈空间正自相关性。(2) 随着中国经济快速发展以及人口数量剧增，中国亚热带森林退化面积38%转变为耕地和草地；(3) 地形上，90%退化分布在海拔2250 m以下，坡度呈正态分布各省份峰值有明显差异；(4) 驱动因素的互相关性远大于单因素对中国亚热带森林退化的解释力。中国未来进一步研究可关注新一代星载激光雷达GEDI与ICESat-2反演冠层高度与地上生物量，结合更多遥感产品为中国“双碳”目标服务。

参考文献(References)

- Allen C D, Macalady A K, Chenchouni H, Bachelet D, McDowell N, Vennetier M, Kitzberger T, Rigling A, Breshears D D, Hogg E H, Gonzalez P, Fensham R, Zhang Z, Castro J, Demidova N, Lim J H, Allard G, Running S W, Semerci A and Cobb N. 2010. A global overview of drought and heat-induced tree mortality reveals emerging climate change risks for forests. *Forest Ecology and Management*, 259(4): 660-684 [DOI: 10.1016/j.foreco.2009.09.001]
- Amani M, Ghorbanian A, Ahmadi S A, Kakooei M, Moghimi A, Mirmazloumi S M, Moghaddam S H A, Mahdavi S, Ghahremanloo M, Parsian S, Wu Q S and Brisco B. 2020. Google earth engine cloud computing platform for remote sensing big data applications: a comprehensive review. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 13: 5326-5350 [DOI: 10.1109/jstars.2020.3021052]
- Brown C F, Brumby S P, Guzder-Williams B, Birch T, Hyde S B, Mazzariello J, Czerwinski W, Pasquarella V J, Haertel R, Ilyushchenko S, Schwehr K, Weisse M, Stolle F, Hanson C, Guinan O, Moore R and Tait A M. 2022. Dynamic World, Near real-time global 10 m land use land cover mapping. *Scientific Data*, 9(1): 251 [DOI: 10.1038/s41597-022-01307-4]
- Cao R Q, Hu X S and Wu C Z. 2019. Study on temporal and spatial distribution of forest loss in Fujian Province during 2000 ~ 2012 *Journal of Shandong Agricultural University (Natural Science Edition)*, 50(2): 197-201 (曹荣青, 胡喜生, 吴承祯. 2019. 福建省2000~2012年森林丧失量时空分布动态研究. *山东农业大学学报(自然科学版)*, 50(2): 197-201 [DOI: 10.3969/j.issn.1000-2324.2019.02.004])
- Chen Q T, Zhang L, Duan Y P and Fan S Q. 2021. Spatial-temporal pattern and evolution of traditional villages in Jiangxi province. *National Remote Sensing Bulletin*, 25(12): 2460-2471 (陈倩婷, 张琰, 段亚鹏, 范诗琪. 2021. 江西省传统村落时空格局与演变研究. *遥感学报*, 25(12): 2460-2471 [DOI: 10.11834/jrs.20211194])
- Frappart F, Wigneron J P, Li X J, Liu X Z, Al-Yaari A, Fan L, Wang M J, Moisy C, Le Masson E, Aoulad Lafkih Z, Vallé C, Ygorra B and Baghdadi N. 2020. Global monitoring of the vegetation dynamics from the vegetation optical depth (VOD): a review. *Remote Sensing*, 12(18): 2915 [DOI: 10.3390/rs12182915]
- Fu D J, Xiao H, Su F Z, Zhou C H, Dong J W, Zeng Y L, Yan K, Li S W, Wu J, Wu W Z and Yan F Q. 2021. Remote sensing cloud computing platform development and Earth science application. *National Remote Sensing Bulletin*, 25(1): 220-230 (付东杰, 肖寒, 苏奋振, 周成虎, 董金玮, 曾也鲁, 闫凯, 李世卫, 吴进, 吴文周, 颜凤芹. 2021. 遥感云计算平台发展及地球科学应用. *遥感学报*, 25(1): 220-230 [DOI: 10.11834/jrs.20210447])
- Gong P, Liu H, Zhang M N, Li C C, Wang J, Huang H B, Clinton N, Ji L Y, Li W Y, Bai Y Q, Chen B, Xu B, Zhu Z L, Yuan C, Ping Suen H, Guo J, Xu N, Li W J, Zhao Y Y, Yang J, Yu C Q, Wang X, Fu H H, Yu L, Dronova I, Hui F M, Cheng X, Shi X L, Xiao F J, Liu Q F and Song L C. 2019. Stable classification with limited sample: transferring a 30-m resolution sample set collected in 2015 to mapping 10-m resolution global land cover in 2017. *Science Bulletin*, 64(6): 370-373 [DOI: 10.1016/j.scib.2019.03.002]
- Gong P, Wang J, Yu L, Zhao Y C, Zhao Y Y, Liang L, Niu Z G, Huang X M, Fu H H, Liu S, Li C C, Li X Y, Fu W, Liu C X, Xu Y, Wang X Y, Cheng Q, Hu L Y, Yao W B, Zhang H, Zhu P, Zhao Z Y, Zhang H Y, Zheng Y M, Ji L Y, Zhang Y W, Chen H, Yan A, Guo J H, Yu L, Wang L, Liu X J, Shi T T, Zhu M H, Chen Y L, Yang G W, Tang P, Xu B, Giri C, Clinton N, Zhu Z L, Chen J and Chen J. 2013. Finer resolution observation and monitoring of global land cover: first mapping results with Landsat TM and ETM+ data. *International Journal of Remote Sensing*, 34(7): 2607-2654 [DOI: 10.1080/01431161.2012.748992]
- Gorelick N, Hancher M, Dixon M, Ilyushchenko S, Thau D and Moore R. 2017. Google Earth Engine: planetary-scale geospatial analysis for everyone. *Remote Sensing of Environment*, 202: 18-27 [DOI: 10.1016/j.rse.2017.06.031]
- Hanewinkel M, Cullmann D A, Schelhaas M J, Nabuurs G J and Zimmermann N E. 2013. Climate change may cause severe loss in the economic value of European forest land. *Nature Climate Change*, 3(3): 203-207 [DOI: 10.1038/nclimate1687]

- Hansen M C, Potapov P V, Moore R, Hancher M, Turubanova S A, Tyukavina A, Thau D, Stehman S V, Goetz S J, Loveland T R, Kommareddy A, Egorov A, Chini L, Justice C O and Townshend J R G. 2013. High-resolution global maps of 21st-century forest cover change. *Science*, 342(6160): 850-853 [DOI: 10.1126/science.1244693]
- Li H F, Calder C A and Cressie N. 2007. Beyond Moran's *I*: testing for spatial dependence based on the spatial autoregressive model. *Geographical Analysis*, 39(4): 357-375 [DOI: 10.1111/j.1538-4632.2007.00708.x]
- Liu G H, Fu B J, Chen L D and Guo X D. 2000. Characteristics and distributions of degraded ecological types in China. *Acta Ecologica Sinica*, 20(1): 13-19 (刘国华, 傅伯杰, 陈利顶, 郭旭东. 2000. 中国生态退化的主要类型、特征及分布. *生态学报*, 20(1): 13-19) [DOI: 10.3321/j.issn:1000-0933.2000.01.003]
- Liu H, Gong P, Wang J, Clinton N, Bai Y Q and Liang S L. 2020. Annual dynamics of global land cover and its long-term changes from 1982 to 2015. *Earth System Science Data*, 12(2): 1217-1243 [DOI: 10.5194/essd-12-1217-2020]
- Moran A P. 1950. Notes on continuous stochastic phenomena. *Biometrika*, 37(1/2): 17-23 [DOI: 10.1093/biomet/37.1-2.17]
- Nie T, Dong G T, Jiang X H, Lei Y X, Gao S Q and He J Y. 2024. Temporal and spatial variations and driving force analysis of NDVI in Henan Province based on Geodetector. *Chinese Journal of Ecology*, 43(1): 273-281 (聂桐, 董国涛, 蒋晓辉, 雷宇昕, 高思琦, 何佳瑛. 2024. 基于地理探测器的河南省植被NDVI时空变化及驱动力分析. *生态学杂志*, 43(1): 273-281) [DOI: 10.13292/j.1000-4890.202401.003]
- Pan Y D, Birdsey R A, Fang J Y, Houghton R, Kauppi P E, Kurz W A, Phillips O L, Shvidenko A, Lewis S L, Canadell J G, Ciais P, Jackson R B, Pacala S W, McGuire A D, Piao S, Rautiainen A, Sitch S and Hayes D. 2011. A large and persistent carbon sink in the world's forests. *Science*, 333(6045): 988-993 [DOI 10.1126/science.1201609]
- Shi L S. 2004. Current situation of remote sensing and its application in forestry. *Forest Resources Management*, 2: 50-52, 63 (史良树. 2004. 遥感技术现状及其在林业中的应用. *林业资源管理*, (2): 50-52, 63) [DOI: 10.3969/j.issn.1002-6622.2004.02.013]
- Shimada M, Itoh T, Motooka T, Watanabe M, Shiraishi T, Thapa R and Lucas R. 2014. New global forest/non-forest maps from ALOS PALSAR data (2007-2010). *Remote Sensing of Environment*, 155: 13-31 [DOI: 10.1016/j.rse.2014.04.014]
- Tang Z P, Liu W D and Song T. 2017. Factors affecting China's provincial carbon productivity based on mixed geographically weighted regression modeling. *Resources Science*, 39(12): 2223-2232 (唐志鹏, 刘卫东, 宋涛. 2017. 基于混合地理加权回归的中国省域碳生产率影响因素分析. *资源科学*, 39(12): 2223-2232) [DOI: 10.18402/resci.2017.12.02]
- Wang J F and Xu C D. 2017. Geodetector: principle and prospective. *Acta Geographica Sinica*, 72(1): 116-134 (王劲峰, 徐成东. 2017. 地理探测器: 原理与展望. *地理学报*, 72(1): 116-134) [DOI: 10.11821/dlxb201701010]
- Wang S J, Lai P Y, Hao B F, Ma M G and Han X J. 2021. Remote sensing monitoring and spatio-temporal pattern of deforestation in southwest China from 2001 to 2019. *Remote Sensing Technology and Application*, 36(3): 552-563 (王淑静, 赖佩玉, 郝斌飞, 马明国, 韩旭军. 2021. 西南地区2001~2019年森林损失特征遥感监测与时空分析. *遥感技术与应用*, 36(3): 552-563) [DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.2021.3.0552]
- Wu L X, Sun G Y, Miao Z L, Zhang A Z, Feng H H, Hu J, Yang Z F, Wang W, Chen B Y and Tang Y Q. 2022. On subtropical remote sensing in China: research status, key tasks and innovative development approaches. *National Remote Sensing Bulletin*, 26(8): 1483-1503 (吴立新, 孙根云, 苗则朗, 张爱竹, 冯微微, 胡俊, 杨泽发, 王威, 陈必焰, 汤玉奇. 2022. 浅论中国亚热带遥感现状、任务与创新发途径. *遥感学报*, 26(8): 1483-1503) [DOI: 10.11834/jrs.20222173]
- Wu N, Li Z Y, Liao S X, Pang Y and Xu B. 2017. Current situation and prospect of research on application of remote sensing to forestry. *World Forestry Research*, 30(6): 34-40 (吴楠, 李增元, 廖声熙, 庞勇, 徐斌. 2017. 国内外林业遥感应用研究概况与展望. *世界林业研究*, 30(6): 34-40) [DOI: 10.13348/j.cnki.sjlyyj.2017.0075.y]
- Xu D Y. 2002. Relationship between China's forest and global climatic change. *Wetland Science and Management*, (4): 19-23 (徐德应. 2002. 中国森林与全球气候变化的关系. *林业科技管理*, (4): 19-23) [DOI: 10.3969/j.issn.1673-3290.2002.04.006]
- Yang J and Huang X. 2021. The 30 m annual land cover dataset and its dynamics in China from 1990 to 2019. *Earth System Science Data*, 13(8): 3907-3925 [DOI: 10.5194/essd-13-3907-2021]
- Zanaga D, Van De Kerchove R, De Keersmaecker W, Souverijns N, Brockmann C, Quast R, Wevers J, Grosu A, Paccini A, Vergnaud S, Cartus O, Santoro M, Fritz S, Georgieva I, Lesiv M, Carter S, Herold M, Li L L, Tsensbazar N E, Ramoino F and Arino O. 2021. ESA WorldCover 10 m 2020 v100 (Version v100) [Dataset]. Zenodo [DOI: 10.5281/zenodo.5571936]
- Zhu K Z. 1958. Subtropical zone in China. *Chinese Science Bulletin*, 9(17): 524-526 (竺可桢. 1958. 中国的亚热带. *科学通报*, 9(17): 524-526) [DOI: 10.1360/csb1958-3-17-524]
- Zhu X M, Song X N, Leng P and Hu R H. 2021. Spatial downscaling of land surface temperature with the multi-scale geographically weighted regression. *National Remote Sensing Bulletin*, 25(8): 1749-1766 (祝新明, 宋小宁, 冷佩, 胡容海. 2021. 多尺度地理加权回归的地表温度降尺度研究. *遥感学报*, 25(8): 1749-1766) [DOI: 10.11834/jrs.20211202]

Spatial and temporal characteristics and drivers of forest degradation in subtropical China based on GEE

LI Zhengyan, ZHANG Aizhu, SUN Genyun

College of Oceanography and Space Informatics, China University of Petroleum (East China), Qingdao 266580, China

Abstract: Forests represent one of the most critical natural resources in the pursuit of global sustainability, fulfilling indispensable roles in climate regulation, biodiversity conservation, and the promotion of ecological civilization. In China, subtropical forests account for approximately 44% of the nation's total forest coverage, highlighting their essential function in maintaining regional ecological security and supporting national sustainable development goals. Over the past three decades, however, the accelerating convergence of natural stressors and anthropogenic interventions has resulted in the severe and widespread degradation of these fragile ecosystems. To investigate meticulously the spatiotemporal evolution and underlying mechanisms of forest degradation across subtropical China, this study leveraged a multidimensional analytical framework that incorporated the annual China land cover dataset, a high-resolution, longitudinally consistent remote sensing product, with geospatial computational modeling on the Google Earth Engine platform. A comprehensive suite of methodologies, including spectral index-based mask extraction, spatial autocorrelation analysis by using global and local Moran's I indices, and geographical detector modeling, was employed to quantify individual and interactive driver influences that spanned the period from 1990 to 2020. The analysis yields several critical and nuanced insights. (1) Since 1990, the cumulative degraded forest area in subtropical China has amounted to 25.3963 million ha, equivalent to 17.96% of the country's total forest inventory. Within this degraded area, 38% has been transformed into cropland and grassland, illustrating the profound effects of agricultural expansion and economic development on forest cover change. (2) Spatially, the degradation exhibits a pronounced increasing gradient from northeastern to southwestern subregions, with cartographic patterns revealing significant clustering behavior, specifically high-high clusters (hotspots of degradation), low-low clusters (coldspots), and spatial outliers, such as high-low and low-high associations. These patterns, validated through local indicators of spatial association, indicate not only regional aggregation of forest loss but also strong spatial dependency, which is characteristic of environmentally contagious degradation processes. (3) Topographic analysis indicates that forest degradation occurs predominantly at elevations below 2,250 m and on slopes less than 50°. The distribution of the degradation area relative to elevation and slope manifests a distinct inverted U-shape, peaking at 150 m and 8°, respectively. This condition suggests that moderate terrain, which is characterized by higher accessibility and suitability for human modification, is most susceptible to ecological disturbance. (4) While individual biophysical and socioeconomic factors, including slope, aspect, population density, and gross domestic product (GDP) per capita, demonstrate limited explanatory power when considered in isolation, their pairwise interactions exhibit substantially stronger influences. The interaction between slope and GDP per capita is particularly salient, with a q -value of 0.96 in geographical detector analysis, underscoring the synergistic effect of economic development and terrain conditions in driving forest degradation. The current study elucidates the complex, multifaceted nature of forest degradation in subtropical China, weaving topographic, economic, and demographic factors into an integrated explanatory framework. It emphasizes the necessity of adopting holistic forest governance strategies that harmonize economic development with ecological preservation and advocates for regionally differentiated conservation policies. The findings provide a robust scientific foundation for enhancing spatial planning, guiding ecological restoration initiatives, and facilitating sustainable forest management practices across subtropical China in an era of rapid global change.

Key words: Chinese subtropics, Google Earth Engine (GEE), forest degradation, geographic detector, Moran's I , influencing factors

Supported by National Natural Science Foundation of China (No.2371350, 42271347); Natural Science Foundation of Shandong Province (No. ZR2024MD030, ZR2024MD095)