

1983—2022年中国植被变化驱动力的演变

刘荣^{1,2,3}, 孙建国^{1,2,3}, 潘蓉^{1,2,3}, 胡博洋^{1,2,3}, 蔡沛恒^{1,2,3}

(1. 兰州交通大学 测绘与地理信息学院, 兰州 730070; 2. 地理国情监测技术应用国家地方联合工程研究中心, 兰州 730070; 3. 甘肃省测绘科学与技术重点实验室, 兰州 730070)

摘要: 掌握长时间尺度上植被变化驱动力的演变, 对于实施生态治理工程至关重要。基于 GIMMS NDVI3g 数据和 ERA5-Land 的气温、降水和太阳辐射数据, 采用 PolyTrend 算法和改进的 RESTREND 方法分析 1983—2022 年中国植被变化时空特征及其驱动力演变。结果表明: 近 40 年中国植被整体增长显著; 气候变化和人类活动的共同作用是中国植被增加的主要驱动力, 单独的人类活动是中国植被减少的主要驱动力; 植被呈非线性变化的像元占总植被像元的 50.6%, 主要集中在东北地区、青藏高原、黄土高原、四川盆地及云贵高原; 植被 ID、DI、IDI 和 DID 变化区域上占比最多的驱动力变化类型分别为 DH、HD、DHD 和 HDH, 可见气候变化和人类活动的共同作用主要影响着植被非线性变化中的增加阶段, 单独的人类活动主要影响着植被非线性变化中的减少阶段。研究结果建议应更加重视人类活动在植被改善中的作用。

关键词: 植被变化; 驱动力演变; 非线性; 残差趋势法

中图分类号: TP79

文献标志码: A

Evolution of Driving Forces for Vegetation Change in China During the Period from 1983—2022

LIU Rong^{1,2,3}, SUN Jianguo^{1,2,3}, PAN Rong^{1,2,3}, HU Boyang^{1,2,3}, CAI Peiheng^{1,2,3}

(1. Faculty of Geomatics, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China;
2. National-local Joint Engineering Research Center of Technologies and Applications for National Geographic State Monitoring, Lanzhou 730070, China; 3. Gansu Key Laboratory of Science and Technology in Surveying & Mapping, Lanzhou 730070, China)

Abstract: Exploring the evolution of driving forces behind vegetation changes over a long time scale is crucial for implementing ecological governance projects. Based on GIMMS NDVI3g data and ERA5-Land temperature, precipitation, and solar radiation data, the PolyTrend algorithm and improved RESTREND method were used to analyze the spatiotemporal characteristics and driving force evolution of vegetation changes in China during the period from 1983—2022. The results indicate that: In the past 40 years, the overall growth of vegetation in China has been significant; The combined effect of climate change and human activities is the main driving force behind the increase of vegetation in China, while individual human activities are the main driving force behind the decrease of vegetation in China; The pixels with non-linear vegetation changes account for 50.6% of the total vegetation pixels, mainly in the Loess Plateau, North China Plain, Qinghai Tibet Plateau, Sichuan Basin and Northeast China; The types of driving force changes with the highest proportion of vegetation ID, DI, IDI, and DID change areas are DH, HD, DHD, and HDH, respectively. It can be seen that the combined effects of climate change and human activities mainly affect the increasing

stage of vegetation nonlinear changes, while individual human activities mainly affect the decreasing stage of vegetation nonlinear changes. The research results suggest that more attention should be paid to the role of human activities in vegetation improvement.

Key words: vegetation change; evolution of driving force; nonlinear; RESTREND method

植被是陆地生态系统的主体,也是陆地生态环境质量的重要指标。植被占据全球陆地面积的一半以上,控制着不同圈层之间的物质循环、能量平衡和信息交换,在人类的生存和发展中发挥着不可替代的重要作用^[1-2]。受自然因素和人类活动的共同影响,植被的结构和功能处于持续不断的变化之中^[3-4]。因此,开展植被变化相关研究尤其是驱动力分析(又称归因),对于制定科学合理的生态环境保护 and 恢复政策具有重要的理论意义和实践价值^[5-6]。

随着植被遥感数据尤其是卫星数据的不断累积,学者们已经开展了大量的植被变化驱动力研究。例如:金凯等^[7]使用残差趋势法(RESTREND)分离了1982—2015年中国区域植被变化的气候贡献和人为贡献;Zhao等^[8]使用地理加权回归(GWR)量化了14项影响因子对2000—2015年京津冀地区植被变化的贡献;Wang等^[9]使用地理探测器模型(GDM),以其独特的空间分异性与驱动力探测能力^[10],分析了2000—2020年鄱阳湖流域的植被变化原因。然而,现有的植被变化驱动力分析忽略了研究目标时期内驱动力可能发生的变化,所得结论难以支撑植被修复和建设政策的及时调整。

关注植被变化驱动力的演变通常意味着需要对研究期进行分段。许丽等^[11]将研究期(1981—2018年)划分为生态恢复工程实施之前(1981—2000年)和之后(2000—2018年),通过前后时段的归因结果评估了生态恢复工程的效果。然而,这种主观划定时段的方法缺乏现实通用性。近年来,学者们提出了一些用于监测植被非线性变化的算法,例如:LandTrendr^[12]、BFAST^[13]、DBEST^[14]和PolyTrend^[15-16]。这些算法识别到的时间序列断点或者非线性趋势中的拐点往往代表着驱动力及其贡献发生了突变。因此,将非线性变化监测算法与变化归因方法相结合,可为驱动力演变分析提供方便。Burrell等^[17]使用结合BFAST和RESTREND的方法(TSS-RESTREND),将BFAST所识别断点处的偏移量视为人类活动所致以提高RESTREND的精度。然而,TSS-RESTREND并没有根据植被非线性变化分析驱动力的变化。此外,BFAST这类断点检测算法所得断点数量难以控制,应用于驱动力演变分析中存在一

定的挑战。

本文以中国为研究区,基于1983—2022年GIMMS NDVI 3g数据集,使用PolyTrend算法监测植被的非线性变化,再使用改进的RESTREND针对植被非线性变化的像元分时段归因,进而探究植被变化驱动力的演变。

1 研究区与数据集

1.1 研究区概况

中国陆地总面积约960万 km^2 ,地势西高东低,地形以山地和高原为主。中国气候复杂多样,东部为季风气候,西北部为温带大陆性气候,青藏高原为高寒气候。中国的降水量由东南向西北逐渐减少,受不同水热条件的影响,植被覆盖类型复杂多样且存在明显空间差异,林地主要分布于西南和东北地区,草地主要分布于西南和西北地区,裸地主要分布在西北地区。整体上,东南部地区的植被覆盖率远高于西北部地区。

1.2 数据集

1.2.1 NDVI数据

使用1983—2022年中国区域GIMMS NDVI3g V1.0数据,空间分辨率为 0.08° ,时间分辨率为15d。将该数据重投影到兰伯特正形圆锥投影,重采样到10km分辨率,并采用最大值合成法获取月尺度数据^[18],计算4—9月NDVI均值作为年值^[19]。剔除多年NDVI小于0.1的无植被区不参与后续分析^[20]。

1.2.2 气象数据

气象数据来自ERA5-Land再分析数据集,使用该数据集中1983—2022年中国区域的气温、降水及太阳辐射数据,其空间分辨率为 0.1° ,时间分辨率为月。将该数据重投影到兰伯特正形圆锥投影,重采样到10km分辨率,并参考姚楠等^[21]对气候滞后效应的处理方法,计算2—9月的降水和值、太阳辐射和值以及气温均值代表各自的年值。

2 方法

2.1 PolyTrend

使用Jamali等^[15]开发的PolyTrend算法,对每

个像元上的时间序列 NDVI 变化赋予三次、二次、隐蔽、线性或无趋势标签,其中隐蔽变化是指在研究期间具有不显著净变化的三次或二次变化。由于本文重点在于植被非线性变化的过程,因此将隐蔽(三次)和隐蔽(二次)变化分别视为三次和二次变化。

2.2 改进的 RESTREND

在胡博洋等^[22]设计的基于随机森林(RF)和全局建模的 RESTREND 基础上,使用对时间序列数据处理能力更强的 LSTM 模型代替 RF 模型进行驱动力分析。所用方法的主要步骤为:1) 将 1983—2022 年所有像元上的 NDVI、气温、降水量、太阳辐射及代理环境变量^[22]输入 LSTM 并训练模型,该模型反映了植被与气候的关系。2) 通过训练后的 LSTM 模型模拟得出植被 NDVI 预测值,代表气候因素对 NDVI 的影响。3) 计算 NDVI 观测值与模拟值之间的残差,代表人类活动对植被 NDVI 的影响。4) 通过不同时段上的时间序列 NDVI 观测值、

模拟值和残差值的线性趋势率,结合植被变化驱动因素判定及贡献率计算方法^[23],判定植被非线性变化过程中不同阶段的主导驱动力,包括气候变化(C)、人类活动(H)以及气候变化和人类活动的共同作用(D)三种类型。此外,也对整个研究时段上中国区域的植被变化进行了驱动力的判定及贡献率计算。

2.3 驱动力的演变

对于植被二次变化的像元,可分为先升后降(ID)和先降后升(DI)两种类型,其驱动力变化类型各自均有 9 种,即:CC、CD、CH、HC、HD、HH、DC、DD、DH。以 CH 为例,表示主导驱动力由气候变化转变为人类活动。对于植被三次变化的像元,可分为先升后降再升(IDI)和先降后升再降(DID)两种类型,其驱动力变化类型各自均有 27 种。为总结驱动力演变的规律,分别对像元占比排名前 6 的类型进行详细分析,其余类型归并其他(QT)(见表 1)。

表 1 植被变化驱动力的演变

Tab. 1 Evolution of driving forces for vegetation change

植被变化类型	ID	DI	IDI	DID
分段依据	极大(小)值年份 a	极大(小)值年份 a	极大(小)值和 极小(大)值年份 b、c	极大(小)值和 极小(大)值年份 b、c
采用时段	1983-a、a-2022	1983-a、a-2022	1983-b、b-c、c-2022	1983-b、b-c、c-2022
驱动力 变化类型	CC、CD、CH、HC、HD、 HH、DC、DD、DH	CC、CD、CH、HC、HD、 HH、DC、DD、DH	DHD、DDD、HHD、 DHH、HHH、HDD、QT	HDH、CHD、HHD、 DDH、HHH、HDD、QT

3 结果

3.1 中国植被变化特征

图 1(审图号[2019]1822 号,下同)表明,1983—2022 年中国平均 NDVI 呈整体增加趋势,趋势率为 $0.001a^{-1}$ ($p < 0.01$),2000 年之后的增长趋势高于之前。在研究时段内,中国平均 NDVI 的最低值和最高值分别为 0.487 5 和 0.535 3,对应年份为 1983 年和 2021 年。

图 2 表明,NDVI 增加的区域约占植被总面积的 76.3%,减少的区域约占植被总面积的 23.7%。NDVI 增长较快的区域主要分布在黄土高原、四川盆地、云贵高原及广西等地区,NDVI 减少的区域主要分布在东北平原周边、长江三角洲周边、准噶尔盆地、青藏高原及横断山脉。总的来看,1983—2022 年中国 NDVI 变化存在明显的空间异质性。

图 3 表明,中国有超过一半的植被呈非线性变化,其中三次变化占 19.4%,主要分布在东北平原

周边、内蒙古高原东部、华北平原以及青藏高原以南的部分地区,变化过程中的极大值和极小值主要集中在 1990—1996 年之间和 2008—2013 年之间;二次变化占 31.2%,主要分布在黄土高原、四川盆地、云贵高原、大兴安岭、准噶尔盆地、青藏高原西部和广东及其周边部分地区,变化过程中的极大(小)值主要集中在 1990—2000 年之间。

3.2 中国植被变化驱动力分析

图 4 表明,气候变化和人类活动共同促进 NDVI 增长的区域占比最多,为 56.1%;仅由气候变化促进 NDVI 增长的区域占 12.3%,主要分布在东北平原周边、青藏高原西部和长江中下游平原及其周边地区;仅由人类活动促进 NDVI 增长的区域占 7.8%,主要分布在内蒙古高原和祁连山脉南部。仅由人类活动导致 NDVI 减少的区域占 18.4%,主要分布在青藏高原、横断山脉及东北平原周边;仅由气候变化和两者的共同作用导致 NDVI 减少的区域分别占 2.1%

和 3.3%，均主要分布在准噶尔盆地和青藏高原西部。总的来看，气候变化和人类活动的共同作用是近 40 年植被增加的主要驱动力，单独的人类活动是近 40 年植被减少的主要驱动力。

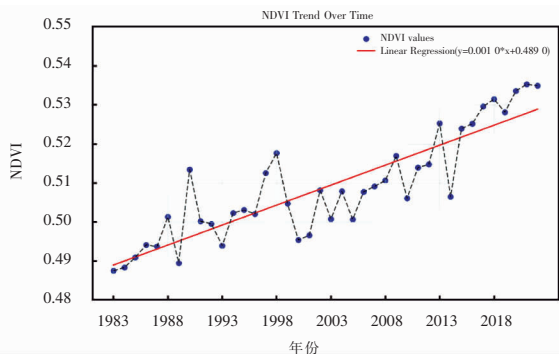
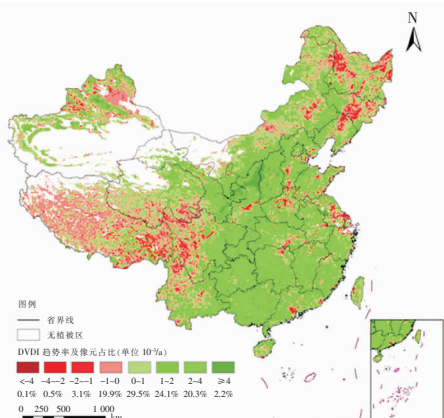


图 1 1983—2022 年中国平均 NDVI 变化

Fig. 1 Average NDVI changes in China during the period from 1983—2022



(审图号 GS(2019)1822 号,下同)

图 2 1983—2022 年中国 NDVI 变化趋势

Fig. 2 Trend of NDVI changes in China during the period from 1983 to 2022

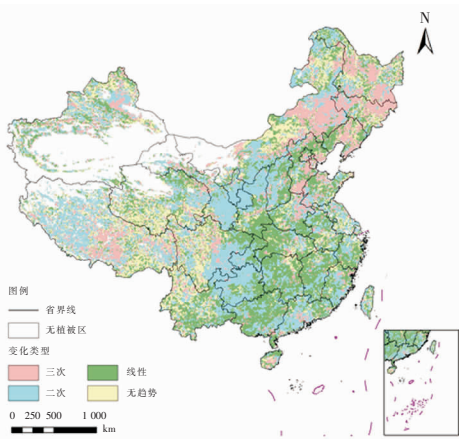


图 3 1983—2022 年中国植被变化类型空间分布

Fig. 3 Vegetation change types in China during the period from 1983 to 2022

图 5(a)表明，气候变化对中国植被变化的贡献率为正的区域占 68.6%，其中贡献率大于 50%和大于 75%的区域分别占 11.6%和 18.2%，主要集中在四川盆地、武夷山脉、南岭及中国东南部部分山脉；贡献率为负的区域仅占 5.2%，主要分布在青藏高原部分地区。图 5(b)表明，人类活动贡献率为正的区域占 64.1%，其中贡献率在 50%~75%之间的区域占 19.8%，主要分布在内蒙古高原周边地区及中国东南部分地区；贡献率大于 75%的区域占 26.5%，主要分布在内蒙古高原周边地区、云贵高原及海南岛等地区；贡献率为负的区域占 21.6%，主要分布在青藏高原、准噶尔盆地及东北平原周边地区。总的来看，气候变化和人类活动对中国植被变化的贡献均以正向为主。

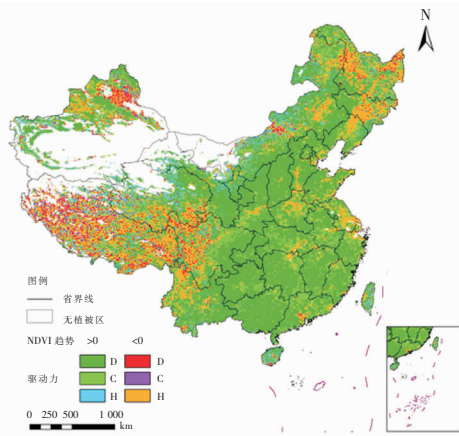


图 4 1983—2022 年中国植被变化主导驱动力

Fig. 4 Dominant driving forces of vegetation change in China during the period from 1983 to 2022

3.3 中国植被变化驱动力的演变

1983—2022 年中国植被非线性变化区域上的驱动力演变情况如图 6 所示。图 6(a)表明，在植被呈 ID 变化的区域中，驱动力变化类型为 DH 的区域占 18%，主要分布在黄淮平原、大兴安岭北部及准噶尔盆地西南部；CD 和 CH 类型的区域共占 23.6%，主要分布在云贵高原、黄土高原、青藏高原、大兴安岭周边、准噶尔盆地及广东部分地区；HC 类型和 HD 类型的区域共占 23.2%，主要分布在四川盆地及其东南部和青藏高原部分地区；DC 类型的区域仅占 2.2%；主导驱动力未发生变化的区域占 32.6%。整体来看，黄土高原和青藏高原出现的驱动力变化类型最为复杂，四川盆地和准噶尔盆地次之。

图 6(b)表明，在植被呈 DI 变化的区域中，驱动力变化类型为 HD 的区域面积占比最多，为 53.6%，

主要分布在四川盆地、云贵高原、黄土高原、大兴安岭周边、珠江三角洲周边及长江三角洲周边及部分沿海地区;CD 类型的区域占 13.8%,主要集中在黄土高原和内蒙古高原部分地区;CH、DC、DH 和 HC

类型的区域占比均小于 3%;主导驱动力未发生变化的区域占 25.5%。整体来看,植被呈 DI 变化区域中的驱动力变化类型以 HD 为主,主要集中在黄土高原、四川盆地以及云贵高原周边。

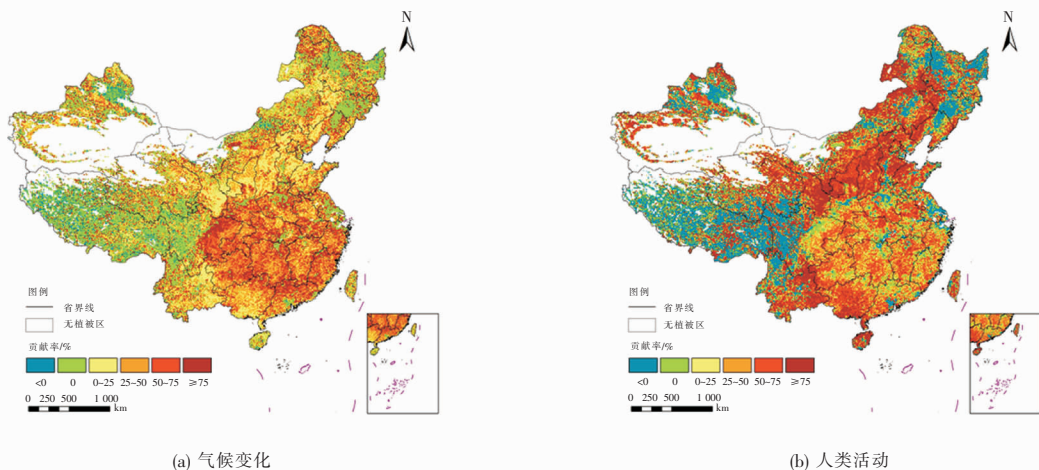


图 5 1983—2022 年中国植被变化驱动因素的贡献率

Fig. 5 Contribution rates of driving factors for vegetation change in China during the period from 1983 to 2022

图 6(c)表明,在植被呈 IDI 变化的区域中,驱动力变化类型为 DHD 的区域占 15.1%,主要分布在华北平原和东北平原及其西南部分地区,小兴安岭、长白山脉和辽东丘陵也有部分分布;HHD 类型的区域占 10.9%,主要分布在东北平原及其西南、长白山脉和青藏高原部分地区;DHH 类型的区域占 7.4%,主要分布在小兴安岭、长白山脉、华北平原和青藏高原部分地区;HDD 类型的区域占 5.3%,主要分布在东北平原、小兴安岭、长白山脉和青藏高原部分地区;主导驱动力未发生变化的 DDD 和 HHH 类型分别占 11.6%和 7.4%。整体来看,中国东北部是植被 IDI 变化的主要区域,且这些区域上的驱动力变化类型极为复杂。

图 6(d)表明,在植被呈 DID 变化的区域中,驱动力变化类型为 HDH 的区域占 12.7%,主要分布在中国东南部沿海地区;HHD 和 HHH 类型的区域分别占 11.3%和 7.9%,均分布在东北平原及其周边,四川盆地也有少量分布;HDD 和 CHD 类型的区域分别占 9.7%和 6.1%,均集中在东北平原西部地区;DDH 类型的区域占 5.1%,主要集中在珠江三角洲周边及洞庭湖周边。整体来看,植被呈 DID 变化的区域占比极少,主要集中在大兴安岭东南部,且驱动力变化类型较为复杂。

4 讨论

气候变化对植被生长具有不同的影响。一方面,气候变暖以及太阳辐射的增加延长了植被的生长周期,同时增加了植被的光合作用速率及水分利用效率^[24-25],促进了植被改善;另一方面,气温的快速上升以及降水量的下降可能会加剧部分地区的干旱程度^[26],从而抑制植被生长。人类活动在植被生长过程中也存在不同作用。一方面,退耕还林等生态工程的实施以及农业管理水平的提高可以在部分区域增加植被覆盖面积^[27];另一方面,城市扩张^[28]、资源开发及过度放牧等^[29-30]都能使部分地区的植被覆盖面积严重减少。

在植被 ID 变化区域中,大部分植被增长阶段都有气候变化的参与,大部分植被减少阶段都有人类活动的参与,可见这些地区的人类活动在后一阶段对植被变化产生了较大的负面影响。青藏高原、黄土高原和四川盆地部分地区的植被增长阶段也受到了单独的人类活动影响,表明这些区域的人类活动在前一阶段也对植被恢复起到了促进作用。植被 DI 变化区域的驱动力变化类型主要为 HD,表明这些地区的人类活动在前一阶段对植被产生了较大负面影响,而后一阶段人类活动和气候变化共同促进了植被恢复。植被 IDI 和 DID 变化的区域主要集中在中国东北地区,驱动力变化类型极为复杂,其中

植被增加阶段主要受人类活动和气候变化的共同作用影响,植被减少阶段主要受单独的人类活动影响。

总的来看,人类活动在植被变化过程中起到了重要作用。

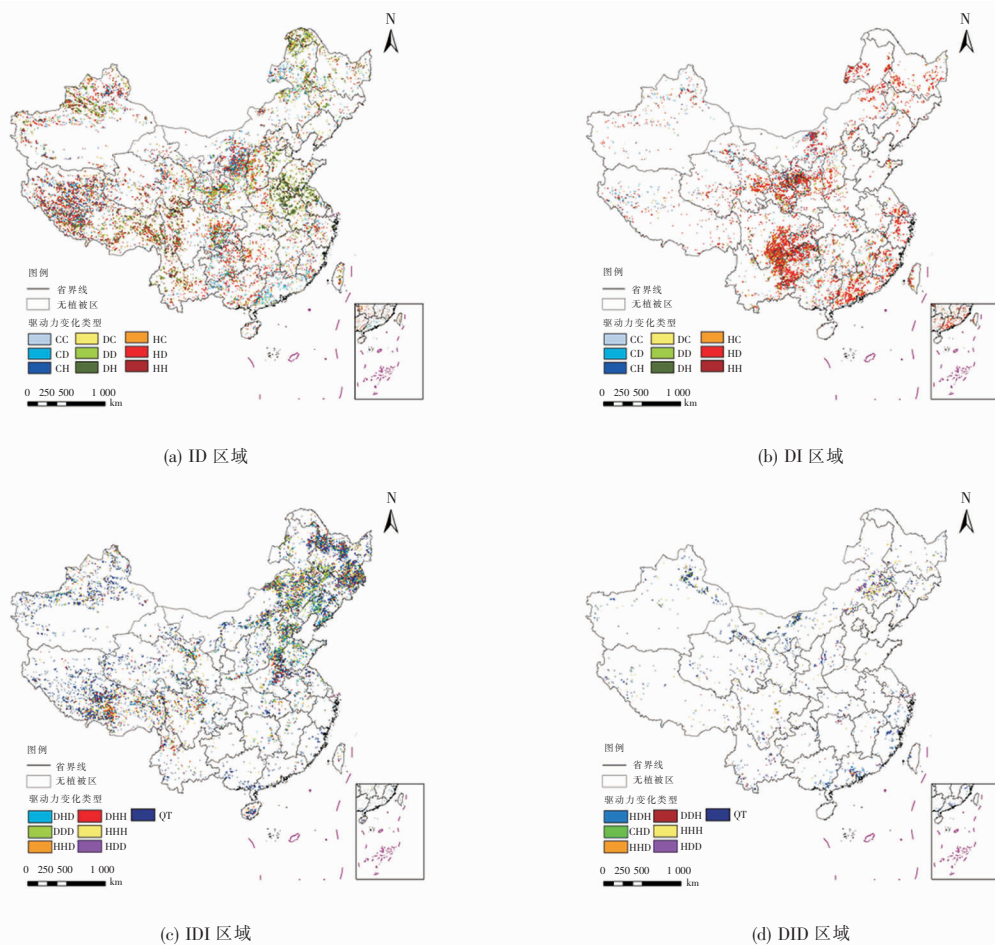


图6 1983—2022年中国植被非线性变化区域的驱动力变化类型

Fig. 6 Types of driving force changes for nonlinear vegetation changes in China during the period from 1983 to 2022

本研究仍存在需要改进之处。首先, PolyTrend 虽然能识别植被的非线性变化,但并不能涵盖所有的非线性变化类型,未来可以考虑结合 DBEST 等断点检测算法更精准地识别植被变化过程中的突变;其次,使用 RESTREND 建立植被气候关系模型时,在众多气候因素中如何合理选择仍存在争议^[31],并且除了气候因素外,一些自然因素如 CO_2 浓度等^[32] 也应当被考虑;最后,在驱动力分析所得的人类活动中,也无法解释具体的人类活动类型^[33]。

5 结束语

1) 近40年中国植被 NDVI 平均趋势率为 $0.01a^{-1}$, 整体呈明显增长趋势。NDVI 增加的区域约占总植被的 76.3%, 其中增长较快的区域主要分布在黄土高原、四川盆地、云贵高原及广西等地区;减少的区

域约占总植被的 23.7%, 主要分布在东北平原周边、长江三角洲周边、准噶尔盆地、青藏高原及横断山脉。

2) 气候变化对近40年中国植被变化的贡献率为正的区域占 68.6%, 为负的区域仅占 5.2%; 人类活动贡献率为正的区域占 64.1%, 为负的区域占 21.6%。此外, 人类活动正向贡献率大于 75% 的区域占比为 26.5%, 高于气候变化(18.2%)。气候变化和人类活动的共同作用是近40年植被增加的主要驱动力, 单独的人类活动是近40年植被减少的主要驱动力。

3) 植被呈非线性变化的像元约占总植被像元的 50.6%, 主要集中在东北地区、青藏高原、黄土高原、四川盆地及云贵高原, 其中东北地区、青藏高原和黄土高原存在极为复杂的驱动力变化类型。

4) 植被 ID 变化区域中占比较多的驱动力变化

类型为 DH、CD 和 CH;DI 变化区域中占比较多的驱动力变化类型为 HD;IDI 变化区域中占比较多的驱动力变化类型为 DHD、HHD 和 DHH;DID 变化中占比较多的驱动力变化类型为 HDH 和 HHD。气候变化和人类活动的共同作用主要影响着植被非线性变化中的增加阶段,单独的人类活动主要影响着植被非线性变化中的减少阶段,可见人类活动在中国植被变化过程中产生了重要影响。

参考文献:

- [1] FAN J Y, SONG Y C, LIU H Y, et al. Vegetation-climate relationship and its application in the division of vegetation zone in china[J]. *Journal of Integrative Plant Biology*, 2002, 44(9): 1105-1122.
- [2] PIAO S L. Effect of climate and CO₂ changes on the greening of the Northern Hemisphere over the past two decades[J]. *Geophysical Research Letters*, 2006, 33(23): 23402-1-23402-6.
- [3] ZHENG K Y, TAN L S, SUN Y W, et al. Impacts of climate change and anthropogenic activities on vegetation change: evidence from typical areas in China[J]. *Ecological Indicators*, 2021, 126: 107648.
- [4] 马炳鑫, 和彩霞, 靖娟利, 等. 1982—2019 年中国西南地区植被变化归因研究[J]. *地理学报*, 2023, 78(3): 714-728.
- [5] LIU Y, LI Y, LI S C, et al. Spatial and temporal patterns of global NDVI trends: correlations with climate and human factors[J]. *Remote Sensing*, 2015, 7(10): 13233-13250.
- [6] 杨雪梅, 杨太保, 刘海猛, 等. 气候变暖背景下近 30a 北半球植被变化研究综述[J]. *干旱区研究*, 2016, 33(2): 379-391.
- [7] 金凯, 王飞, 韩剑桥, 等. 1982—2015 年中国气候变化和人类活动对植被 NDVI 变化的影响[J]. *地理学报*, 2020, 75(5): 961-974.
- [8] ZHAO Y B, SUN R H, NI Z Y. Identification of natural and anthropogenic drivers of vegetation change in the Beijing-Tianjin-Hebei megacity region[J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(10): 1224.
- [9] WANG Y M, ZHANG Z X, CHEN X. Quantifying influences of natural and anthropogenic factors on vegetation changes based on geodetector: a case study in the Poyang lake basin, China[J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(24): 5081-5081.
- [10] 马跃辉, 杨树文, 杜世宏, 等. 塔什库尔干塔吉克自治县道路网通达性时空变化研究[J]. *兰州交通大学学报*, 2024, 43(5): 157-164.
- [11] 许丽, 高光耀, 王晓峰, 等. 气候变化和人类活动对中国北方旱区植被变绿的定量贡献[J]. *生态学报*, 2023, 43(17): 7274-7283.
- [12] KENNEDY E R, COHEN B W, SCHROEDER A T. Trajectory - based change detection for automated characterization of forest disturbance dynamics[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2007, 110(3): 370-386.
- [13] VERBESSELT J, HYNDMAN R, NEWNHAM G, et al. Detecting trend and seasonal changes in satellite image time series[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2009, 114(1): 106-115.
- [14] JAMALI S, JÖNSSON P, EKLUNDH L, et al. Detecting changes in vegetation trends using time series segmentation[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2015, 156: 182-195.
- [15] JAMALI S, SEAQUIST J, EKLUNDH L, et al. Automated mapping of vegetation trends with polynomials using NDVI imagery over the Sahel[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2014, 141: 79-89.
- [16] ARSALAN G, ALI M, SADEGH J. Linear and non-linear vegetation trend analysis throughout Iran using two decades of MODIS NDVI imagery[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(15): 3683-3683.
- [17] BURRELL L A, EVANS P J, LIU Y. Detecting dryland degradation using time series segmentation and residual trend analysis (TSS-RESTREND)[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2017, 197: 43-57.
- [18] 张月丛, 赵志强, 李双成, 等. 基于 SPOT NDVI 的华北北部地表植被覆盖变化趋势[J]. *地理研究*, 2008, (4): 745-754, 973.
- [19] 杨铭鑫, 李俊, 同小娟, 等. 2001—2020 年中国森林植被 EVI 对气候因子的响应[J]. *生态学报*, 2024(23): 1-14.
- [20] 赵杰, 杜自强, 武志涛, 等. 中国温带昼夜增温的季节性变化及其对植被动态的影响[J]. *地理学报*, 2018, 73(3): 395-404.
- [21] 姚楠, 董国涛, 薛华柱. 基于 Google Earth Engine 的黄土高原植被覆盖度时空变化特征分析[J]. *水土保持研究*, 2024, 31(1): 260-268.
- [22] 胡博洋, 孙建国, 张倩, 等. 用于植被变化归因的区域机器学习残差趋势法[J]. *自然资源遥感*, 2025, 37(1): 46-53.
- [23] SUN W Y, SONG X Y, MU X M, et al. Spatiotemporal vegetation cover variations associated with climate change and ecological restoration in the Loess Plateau[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2015, 209: 87-99.

- [24] 李净,刘红兵,李彩云,等. 基于 GIMMS 3g NDVI 的近 30 年中国北部植被生长季始期变化研究[J]. 地理科学,2017,37(4):620-629.
- [25] 涂又,姜亮亮,刘睿,等. 1982—2015 年中国植被 NDVI 时空变化特征及其驱动分析[J]. 农业工程学报,2021,37(22):75-84.
- [26] 安佑志. 基于遥感的中国北部植被 NDVI 和物候变化研究[D]. 上海:华东师范大学,2014.
- [27] XIN Z B, XU J X, ZHENG W. Spatiotemporal variations of vegetation cover on the Chinese Loess Plateau (1981—2006): impacts of climate changes and human activities [J]. Science in China Series D: Earth Sciences, 2008, 51(1):67-78.
- [28] JIN K, WANG F, LI P F. Responses of vegetation cover to environmental change in large cities of China[J]. Sustainability, 2018, 10(1):270-270.
- [29] SHI Y, JIN N, MA X L, et al. Attribution of climate and human activities to vegetation change in China using machine learning techniques[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2020, 294:108146.
- [30] MU S J, ZHOU S X, CHEN Y Z, et al. Assessing the impact of restoration-induced land conversion and management alternatives on net primary productivity in Inner Mongolian grassland, China [J]. Global and Planetary Change, 2013, 108:29-41.
- [31] 田海静. 非气候因素引起的中国植被变化遥感诊断 [D]. 北京:中国科学院大学(中国科学院遥感与数字地球研究所), 2017.
- [32] CAO D, ZHANG J H, ZHANG T, et al. Spatiotemporal variations and driving factors of global terrestrial vegetation productivity gap under the changing of climate, CO₂, landcover and N deposition. [J]. The Science of the Total Environment, 2023, 880:162753.
- [33] LIU X F, ZHU X F, PAN Y Z, et al. Vegetation dynamics in Qinling-Daba mountains in relation to climate factors between 2000 and 2014[J]. 地理学报(英文版), 2016, 26(1):45-58.

(责任编辑:张 哲)